



TESIS - KI142502

**Optimasi Parameter Premise Pada Adaptive-Network-Based
Fuzzy Inference System Dengan Modifikasi Kombinasi Particle
Swarm Optimization Dan Genetic Algorithm**

Muchamad Kurniawan
NRP. 5113201026

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom., M.Kom

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN KOMPUTASI CERDAS DAN VISUALISASI
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Komputer (M.Kom.)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

oleh: Muchamad Kurniawan

Nrp. 5113201026

Dengan judul : Optimasi Parameter Premise Adaptive-Network Based Fuzzy Inference System dengan Modifikasi Kombinasi Particle Swarm Optimization dan Genetic Algorithm

Tanggal Ujian : 21-06-2017


Periode Wisuda : 2016 Genap

Disetujui oleh:


Dr. Eng. Nanik Suciati., S.Kom., M.Kom
NIP. 197512202001122002


(Pembimbing 1)


Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom
NIP. 197512202001122002


(Penguji 1)

Bilqis Amalia, S.Kom., M.Kom
NIP. 197509142001122002


(Penguji 2)

Dini Adni Navastara, S.Kom., M., Sc.
NIP. 198510172015042001


(Penguji 3)

Dekan Fakultas Teknologi Informasi - ITS,




Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom
NIP. 197208091995121001

Optimasi Parameter Premise Pada Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System Dengan Modifikasi Perpaduan Particle Swarm Optimization Dan Genetic Algorithm

Nama Mahasiswa : Muchamad Kurniawan
NRP : 5113201026
Pembimbing : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.kom., M.kom

ABSTRAK

ANFIS adalah kombinasi *fuzzy inference system* (FIS) dan *neural network* (NN). Terdapat dua parameter *training* pada ANFIS, parameter *premise* dan parameter *consequent*. Pada ANFIS tradisional menggunakan algoritma *least square estimator* (LSE) dan *Gradient Decent* (GD) sebagai algoritma pembelajaran parameter *training*. Kelemahan dari perpaduan dua algoritma ini adalah mendapatkan solusi yang lokal optimal.

Perubahan individu pada PSO cepat konvergen tapi memungkinkan mendapatkan hasil *local optimal*. hal ini dikarenakan pada PSO tidak mampu untuk menemukan ruang solusi baru. Kelebihan Algoritma GA adalah dalam menemukan ruang solusi yang lebih luas.

Kontribusi yang diusulkan adalah modifikasi dari kombinasi PSOGA. Modifikasi yang dilakukan adalah dengan menambahkan pemilihan individu. Pada penelitian ini akan dilakukan pelatihan parameter *premise* dengan kombinasi perpaduan PSOGA dan pelatihan parameter *consequent* dengan algoritma LSE pada ANFIS.

Hasil Uji Coba ANFIS-PSOGA dibandingkan dengan metode ANFIS, ANFIS-GA, dan, ANFIS-PSO pada dataset Iris Flowers, Haberman, Vertebral dan Banana. ANFIS-PSOGA memperoleh nilai paling bagus dari metode-metode yang lain pada dataset Iris Flowers dengan akurasi 99.85%, dataset Haberman dengan akurasi 84.52% dan dataset Vertebral dengan akurasi 91.83%.

Kata kunci: *adaptive-network-based fuzzy inference system, particle swarm optimization, genetic algorithm*, klasifikasi.

[halaman ini sengaja dikosongkan]

Premise Parameter Optimization in Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System with Modified Hybrid Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm

Student Name : Muchamad Kurniawan
NRP : 5113201026
Supervisor : Dr. Eng. Nanik Suciati, S.kom., M.kom

ABSTRACT

ANFIS is a combination of namely fuzzy Inference System (FIS) and Neural Network (NN). There are two training parameters in ANFIS, premise parameter and consequent parameter. In traditional ANFIS using hybrid Least Square Estimator (LSE) and Gradient Decent (GD) as learning algorithm for training parameters. Disadvantages of combining those two algorithms getting local optimal solution.

Individual changes to the PSO converge quickly but allow for optimal local results. This is because PSO is unable to find a new solution space. The advantage of GA's algorithm are finding a wider solution space. With the hybrid of these two algorithm will give better results.

Proposed contribution in this study is a modification of the hybrid PSOGA. Modifications were done by adding the individual election. In this study, premise parameter will be trained with a modification of hybrid PSOGA and consequent parameter will be trained with the LSE algorithm in the ANFIS method or called ANFIS-PSOGA.

ANFIS-PSOGA test results are compared with ANFIS, ANFIS-GA and ANFIS-PSO on Iris Flowers, Haberman, Vertebral and Banana datasets. ANFIS-PSOGA obtained the best accuracy results compared to other methods in the Iris Flowers dataset with 99.85% accuracy, Haberman dataset with 84.52% accuracy, and Vertebral dataset with 91.83% accuracy.

Key words: *adaptive-network-based fuzzy inference system, particle swarm optimization, genetic algorithm, dataset classification.*

[halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirobbil'alamin, segala puji bagi Allah yang telah memberikan karunia ilmu yang luas serta kesehatan sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis yang berjudul *“Optimasi Parameter Premise Pada Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System dengan modifikasi perpaduan Particle Swarm Optimization dan GeneticAlgorithm”*. Sholawat dan salam semoga tetap tercurahkan kepada junjungan kita Nabi besar *Muhammad Shollallohu ‘Alaihi Wassalam* – rosul mulia yang telah membimbing manusia dari jurang kenistaan ke tanah lapang yang penuh harapan dan cahaya kebenaran – para sahabat, tabi’in dan sampai kepada kita pengikutnya yang selalu setia sampai akhir zaman.

Tesis ini disusun sebagai salah satu persyaratan akademis bagi mahasiswa untuk meraih gelar Magister di Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih yang sedalam – dalamnya kepada semua dosen pembimbing, penguji, pengajar, karyawan serta rekan – rekan kuliah yang telah banyak membantu menyelesaikan Tesis ini. Penelitian yang dilakukan dengan mengusulkan modifikasi dari perpeaduan particle swarm optimization dan genetic algorithm yang mampu meningkatkan akurasi pada proses klasifikasi namun hasilnya masih perlu ditingkatkan lagi sehingga studi lanjut diperlukan dalam melakukan penyempurnaan. Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih banyak kekurangannya sehingga saran dan kritik yangbersifat membangun sangatlah dibutuhkan.

Akhirnya, hanya kepada Allah Subahanahu Wa Ta'ala penulis berlindung dari segala kesalahan dan kehilafan semoga penelitian ini dapat bermanfaat bagi masyarakat luas.

Surabaya, Juli 2015

Penulis

[halaman ini sengaja dikosongkan]

UCAPAN TERIMA KASIH

Tanpa mereka penulis tidaklah berarti apa – apa oleh karena itu ucapan terima kasih yang tak terhingga penulis sampaikan kepada seluruh pihak yang telah membantu dan mendorong untuk penyelesaian Tesis ini, khususnya kepada:

1. Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati S.Kom., M.Kom, selaku dosen pembimbing dan dosen wali yang selama ini telah meluangkan waktu, pikiran dan tenaga untuk membantu menyelesaikan Tesis penulis. Semoga kebaikan dan kemudahan yang diberikan kepada penulis akan dibaloh dengan rahmat dan barokah dari Allah SWT.
2. Ibu Dr. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom, selaku dosen penguji dan sekretaris Program Studi S2 Teknik informatika yang telah banyak membantu penulis dalam proses perkuliahan.
3. Bilqis Amalia, S.Kom., M.Kom, Dini Adni Navastara, S.Kom., M., Sc selaku dosen penguji yang telah memberikan masukan dan saran yang sangat berharga dalam perbaikan buku ini.
4. Bapak Ibu dosen Jurusan Teknik Informatika yang telah dengan ikhlas memberikan ilmunya kepada penulis selama masa perkuliahan.
5. Teman - teman jurusan Teknik Informatika ITS yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu untuk berbagi ilmu yang bermanfaat selama perkuliahan.
6. Teman – teman jurusan Teknik Informatika ITATS.
7. Teman – teman grup PM, yang telah memberikan fasilitas tempat yang nyaman dalam penyusunan buku tesis ini.

Kupersembahkan karya sederhana ini untuk,

Istriku tercinta **Siti Agustini S.ST., M.T** yang tiada lelah untuk menyemangati dan memberikan bantuan yang tidak ternilai. Terimakasih atas cinta, kasih sayang, doa, perhatian dan pengertian yang selalu diberikan. Semoga Allah memberikan keberkahan dalam keluarga kita.

Untuk anak perempuan pertamaku, **Adellena Alisa**, yang lahir ketika proses penulisan tesis ini dikerjakan. Buah hati Papa dan Mama, semoga kelak engkau diberi rahmat, hidayat dan dilindungi Allah SWT.

Ibunda dan Bapak tercinta, **Siti Munasih** dan **Siswanto** yang selalu mengiringi setiap langkah dari bayi dengan doa, cinta, kasih sayang yang tulus semoga Allah SWT selalu memberikan kesehatan dan rahmat.

DAFTAR ISI

ABSTRAK	iii
ABSTRACT	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	xii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xv
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	6
1.3 Tujuan dan Manfaat	6
1.4 Kontribusi Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	6
BAB 2 DASAR TEORI	7
2.1 Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS)	7
2.1.1 Arsitektur ANFIS	7
2.2 Genetic Algorithm	9
2.2.1 Kromosom	9
2.2.2 Fungsi Fitness	9
2.2.3 Elitisme	10
2.2.4 Seleksi dengan Roda Lotere	11
2.2.5 Kawin Silang	12
2.2.6 Mutasi	12
2.3 Particle Swarm Optimization	12
2.4 Kombinasi PSOGA	15
BAB 3 METODE PENELITIAN	19
3.1 Tahapan Penelitian	19
3.1.1 Studi Literatur	19
3.1.2 Analisis Masalah dan Perancangan Metode	19
3.1.3 Implementasi Metode	20

3.1.4	Pengujian Metode dan Analisis Hasil Pengujian	20
3.1.5	Dokumentasi.....	20
3.2	<i>Dataset</i>	20
3.2.1	Banana	21
3.2.2	Habermans.....	21
3.2.3	Iris Flowers.....	22
3.2.4	Vertebral.....	22
3.3	Rancangan Metode	23
3.3.1	Rancangan Pembelajaran Metode	23
3.3.2	Rancangan Uji Coba Metode	25
3.4	Proses Utama ANFIS	26
3.5	Modifikasi Kombinasi PSOGA.....	28
3.6	Rancangan Uji Coba.....	30
3.6.1	Uji Coba Parameter PSOGA	30
3.6.2	Uji Coba Perbandingan Metode	31
3.7	Jadwal Penelitian.....	32
BAB 4	HASIL UJI COBA DAN EVALUASI.....	33
4.1	Uji Coba Parameter PSOGA	33
4.1.1	Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Iris Flowers.....	34
4.1.2	Uji Coba Parameter Haberman.....	36
4.1.3	Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Vertebral.....	38
4.1.4	Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Banana.....	41
4.2	Uji Coba Perbandingan Metode	42
4.2.1	Uji Coba Perbandingan Metode pada <i>Dataset</i> Iris Flowers	43
4.2.2	Uji Coba Perbandingan Metode pada <i>Dataset</i> Haberman.....	50
4.2.3	Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Vertebral	57
4.2.4	Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Banana	64
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN	73
5.1	Kesimpulan.....	73
5.2	Saran.....	75
	DAFTAR PUSTAKA.....	77
	LAMPIRAN	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan ANFIS (Jang, 1993)	8
Gambar 2.2 Algoritma GA	10
Gambar 2.3 Roda lotere.....	11
Gambar 2.4 Algoritma PSO.....	14
Gambar 2.5 Algoritma Hybrid PSOGA Chang, dkk (2013)	16
Gambar 3.1. Tahapan penelitian.....	19
Gambar 3.2 Penyebaran <i>Dataset</i> Banana	21
Gambar 3.3 Persebaran Dataset Haberman	22
Gambar 3.4 Persebaran Data Iris Flowers	23
Gambar 3.5 Persebaran Dataset Vertebral.....	24
Gambar 3.6 Alur Kerja Rancangan Pembelajaran Metode	25
Gambar 3.7 Alur Kerja Uji Coba Metode	25
Gambar 3.8 Arsitektur ANFIS	26
Gambar 3.9 Transformasi vektor Individu PSOGA ke Fungsi Keanggotaan	27
Gambar 3.10 Algoritma Kombinasi Perpaduan PSOGA	28
Gambar 4.1 Pengaruh Parameter Inersia (w) Terhadap Rata-rata Akurasi Uji Coba Parameter Seluruh Kombinasi	40
Gambar 4.2 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Parameter Inersia (w) Pada <i>Dataset</i> Iris Flowers	44
Gambar 4.3 Hasil Rata-rata Akurasi Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Iris Flowers	45
Gambar 4.4 Hasil Rata-rata Akurasi pada Iris Flowers dengan K-Fold 3.....	46
Gambar 4.5 Hasil Rata-rata Akurasi Semua Uji Coba Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Iris Flowers dengan 10K-Fold	48
Gambar 4.6 Grafik Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Banyak Individu Pada <i>Dataset</i> Iris Flowers dengan 70 Iterasi	50
Gambar 4.7 Grafik Waktu Komputasi Proses Pelajaran Perubahan Iterasi Pada <i>Dataset</i> Iris Flowers dengan 30 Individu	51

Gambar 4.8 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Haberman dengan 3-Fold.....	54
Gambar 4.9 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Haberman dengan 10-Fold.....	56
Gambar 4.10 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Proses Pembelajaran PerubahanVariabel Individu Pada <i>Dataset</i> Haberman	57
Gambar 4.11 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Proses Pembelajaran PerubahanVariabel Iterasi Pada <i>Dataset</i> Haberman.....	58
Gambar 4.12 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Vertebral dengan 3-Fold	61
Gambar 4.13 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Vertebral dengan 10-Fold	63
Gambar 4.14 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi PerubahanVariabel Individu Pada <i>Dataset</i> Vertebral	64
Gambar 4.15 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi PerubahanVariabel Iterasi Pada <i>Dataset</i> Vertebral.....	65
Gambar 4.16 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Vertebral dengan 3-Fold	68
Gambar 4.17 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada <i>Dataset</i> Banana dengan 10-Fold	69
Gambar 4.18 Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Nilai Individu Pada Dataaset Banana dengan 50 Iterasi	70

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Karakteristik <i>Dataset</i>	20
Tabel 3.2 Tabel Jumlah Parameter Premise Setiap <i>Dataset</i>	30
Tabel 3.3 Jadwal penelitian	32
Tabel 4.1 Parameter PSOGA.....	34
Tabel 4.2 Inisialisasi Uji Coba Metode <i>Dataset</i> Iris Flowers	34
Tabel 4.3 Hasil Akurasi (* 100%) dan Standar Deviasi Akurasi Uji Coba <i>Dataset</i> Iris Flowers Parameter $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1, 0.2, 0.3$	35
Tabel 4.4 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter <i>Dataset</i> Iris Flowers.....	35
Tabel 4.5 Hasil Standar Deviasi Akurasi Uji Coba Seluruh Parameter <i>Dataset</i> Iris Flowers.....	36
Tabel 4.6 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Haberman	37
Tabel 4.7 Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Haberman Parameter $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1, 0.2, 0.3$	37
Tabel 4.8 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh kombinasi Parameter <i>Dataset</i> Haberman	38
Tabel 4.9 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Vertebral.....	39
Tabel 4.10 Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Vertebral Parameter $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1, 0.2, 0.3$	39
Tabel 4.11 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Kombinasi Parameter <i>Dataset</i> Vertebral	40
Tabel 4.12 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Banana.....	41
Tabel 4.13 Hasil Uji Coba Parameter <i>Dataset</i> Banana Dengan $P_s=0.6$, $P_m=0.1$ dan seluruh nilai $w(0.4$ sampai $0.9)$	41
Tabel 4.14 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Kombinasi Parameter <i>Dataset</i> Banana	42
Tabel 4.15 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-PSO Pada <i>Dataset</i> Iris Flowers	43
Tabel 4.16 Hasil Uji Coba Parameter ANFIS-GA Pada <i>Dataset</i> Iris Flowers....	44

Tabel 4.17 Hasil Uji Coba ke-1 perbandingan metode Dengan 3-Fold Pada Dataset Iris Flowers	45
Tabel 4.18 Rakapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode Dengan 3-Fold Pada Dataset Iris Flowers	46
Tabel 4.19 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-2 Perbandingan Metode Dataset Iris Flowers dengan 10-Fold	47
Tabel 4.20 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode Dataset Iris Flowers dengan 10-Fold.....	48
Tabel 4.21 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada Dataset Iris Flowers	49
Tabel 4.22 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 individu pada Dataset Iris Flowers	50
Tabel 4.23 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ Dataset Haberman.....	51
Tabel 4.24 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA dataset Haberman	52
Tabel 4.25 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO Dataset Haberman	52
Tabel 4.26 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode Dataset Haberman 3-Fold.....	53
Tabel 4.27 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba Dataset Haberman 3-Fold.....	53
Tabel 4.28 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode Dataset Haberman dengan 10-Fold	55
Tabel 4.29 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode Dataset Haberman dengan 10-Fold	55
Tabel 4.30 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada Dataset Haberman	56
Tabel 4.31 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada Dataset Haberman.....	57
Tabel 4.32 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ Dataset Vertebral	59

Tabel 4.33 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA <i>dataset</i> Vertebral	59
Tabel 4.34 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO Pada <i>Dataset</i> Vertebral	59
Tabel 4.35 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Vertebral 3K-Fold	60
Tabel 4.36 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Vertebral 3-Fold	60
Tabel 4.37 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Vertebral 10-Fold	62
Tabel 4.38 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Vertebral	62
Tabel 4.39 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada <i>Dataset</i> Vertebral	63
Tabel 4.40 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada <i>Dataset</i> Vertebral	63
Tabel 4.41 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ <i>Dataset</i> Banana	66
Tabel 4.42 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA <i>dataset</i> Banana	66
Tabel 4.43 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO <i>Dataset</i> Banana	66
Tabel 4.44 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Banana 3-Fold	67
Tabel 4.45 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Banana 3-Fold	67
Tabel 4.46 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode <i>Dataset</i> Banana 10-Fold	68
Tabel 4.47 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba <i>Dataset</i> Banana 10-Fold	69
Tabel 4.48 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada <i>Dataset</i> Banana	70

Tabel 4.49 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada <i>Dataset</i> Banana.....	71
--	----

[halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Fuzzy Inference System (FIS) menggunakan aturan-aturan fuzzy *If-Then* yang dapat memodelkan aspek-aspek dari pengetahuan dan pemikiran manusia tanpa menggunakan analisa-analisa kuantitatif secara tepat. *Adaptive-network-based Fuzzy Inference System* (ANFIS) diusulkan oleh Jang (1993), dikarenakan pada FIS tidak ada model standar yang mentransformasikan pengetahuan atau pemikiran manusia kedalam aturan-aturan ataupun basis data dari FIS dan dibutuhkan metode yang efektif untuk *tuning* parameter fungsi keanggotaan. ANFIS adalah metode FIS yang mengadopsi arsitektur dan pembelajaran dari metode *Neural Network* (NN). Pembelajaran ANFIS menggunakan algoritma *hybrid*, yaitu perpaduan antara *Least Square Estimator* (LSE) dan *Gradient Descent* (GD).

ANFIS adalah metode untuk estimasi/klasifikasi yang sudah banyak digunakan dalam berbagai bidang. Pada penelitian yang dilakukan oleh Caydas, dkk (2009), ANFIS dipergunakan untuk memprediksi *white layer thickness* (WLT) dan kekasaran permukaan yang nantinya akan digunakan dalam *wire electrical discharge machined* (WEDM). Ziasabounchi, dkk (2014) menggunakan metode ANFIS untuk mengklasifikasi gangguan jantung. Data yang diperoleh didapatkan dari *University of California at Irvine* (UCI) *machine learning repository*. Penelitian tersebut mampu memprediksi gangguan jantung pasien dengan rata-rata akurasi sebesar 92.30%. Liu, dkk (2008) mengaplikasikan ANFIS untuk mendapatkan informasi secara ilmiah dan akurat pada bidang pertanian. Azadeh, dkk (2010) memperbaiki estimasi pemakaian minyak bumi dan pembuatan kebijakan di Kanada, United Kindom (UK), dan Korea Selatan dengan dua metode yaitu ANFIS dan *Auto Regression* (AR). Hasil yang didapatkan adalah metode ANFIS mempunyai kinerja lebih baik jika dibandingkan dengan AR. Hossain, dkk (2012) memprediksi kekasaran permukaan untuk *operasi ball end milling* dengan membandingkan ANFIS dan

model teori dari *response surface model* (RSM). Dalam penelitian tersebut pemodelan ANFIS memberikan hasil yang lebih bagus dalam data uji dan data latih.

Dari penelitian-penelitian yang telah disebutkan, ANFIS telah mampu dan banyak digunakan untuk berbagai macam kasus. Selain mempunyai keuntungan, ANFIS juga mempunyai kekurangan yaitu pada proses pembelajaran ANFIS berdasarkan *gradient* (Syarkheyeli dkk, 2013; Ghomsheh dkk, 2007; Zangeneh dkk 2011). Algoritma pembelajaran berdasarkan gradient seperti GD dapat terjebak ke dalam solusi yang bersifat lokal optimal. Solusi lokal optimal adalah keadaan dimana algoritma hanya menemukan solusi paling optimal pada bagian tertentu saja, atau tidak mewakili keseluruhan ruang solusi. Solusi terbaik adalah solusi yang mewakili dari seluruh ruang pencarian atau biasa disebut dengan global optimal. Dalam penelitian ini akan difokuskan dalam pencarian solusi yang bersifat global optimal untuk meningkatkan kinerja pada ANFIS. Peningkatan kinerja yang diharapkan adalah akurasi. Terdapat dua jenis parameter yang membutuhkan algoritma pembelajaran. Parameter pertama adalah pembentuk fungsi keanggotaan (*premise parameters*) yang dilakukan pembelajaran dengan algoritma GD. Parameter kedua adalah pada aturan keluaran fuzzy (*consequent parameters*) yang dilakukan pembelajaran dengan algoritma LSE.

Dalam beberapa tahun belakangan ini, beberapa peneliti sudah melakukan penelitian pada ANFIS dengan menggantikan algoritma pembelajaran GD dengan algoritma optimasi evolusi atau algoritma optimasi metaheuristik. Zangeneh, dkk (2011) menggunakan algoritma *Different Evolution* (DE) untuk diterapkan pada ANFIS. *Pattern Search Algorithm* (PSA) dengan ANFIS dilakukan oleh Zhang, dkk (2012). Banu, dkk (2014) menggunakan kombinasi Genetic Algorithm dan ANFIS dalam aplikasi kesalahan lokasi untuk saluran UHF. Syarkeyli, dkk (2013) menggunakan *Modified Genetic Algorithm* (MGA)-ANFIS diterapkan pada *end milling process*. *Harmony Search* juga digunakan sebagai algoritma pembelajaran pada ANFIS, Lutfy, dkk (2010) menggunakan HS-ANFIS pada studi kasus *PID-like controller*. Wang, dkk (2012) juga menggunakan HS-ANFIS, tetapi dalam penelitian ini dilakukan untuk kasus klasifikasi sinyal *epileptic electroencephalogram* (EEG). Hasil yang didapatkan dari penelitian-penelitian

diatas, pada umumnya ANFIS dengan optimasi metaheuristik atau evolusi lebih baik tingkat akurasiya dibandingkan ANFIS standart. Sabzi, dkk (2015) menggunakan PSO dan GA sebagai algoritma pembelajaran pada ANFIS. Pada penelitian tersebut PSO-ANFIS, GA-ANFIS, dan ANFIS dilakukan secara paralel, kemudian hasil yang terbaik dari ketiga metode tersebut dijadikan hasil akhir pelatihan parameter *premise*. Penggunaan lebih dari satu algoritma pembelajaran memberikan hasil yang lebih bagus daripada hanya satu algoritma yang rawan terjebak pada lokal optimal.

Beberapa penelitian menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk dijadikan algoritma pembelajaran pada ANFIS. Pousinho, dkk (2010) menggunakan algoritma PSO-ANFIS disebut *Hybrid Particle Swarm Optimization* ANFIS (HPA) diterapkan untuk mengukur kekuatan angin di Portugal. Jiang, dkk (2010) menggunakan algoritma PSO dalam pembelajaran di ANFIS untuk aplikasi mengukur tingkat kepuasan pelanggan. Pada penelitian tersebut, PSO-ANFIS dibandingkan dengan *Fuzzy Regression* (FR), ANFIS, dan *Genetic Algorithm* ANFIS. Hasilnya PSO-ANFIS mempunyai tingkat error paling kecil. Tofigh, dkk (2014) menggunakan PSO-ANFIS dalam mengoptimasi *Compocast Nanocomposites*. Dalam penelitian ini, alasan penggunaan PSO adalah kemudahan komputasi dan implementasi. Basser, dkk (2015) menggunakan perpaduan algoritma optimasi PSO dan ANFIS untuk memprediksi *protective spur dike*. Dalam pengujian penelitian ini, ANFIS-PSO dibandingkan dengan beberapa metode yang lain seperti :ANFIS-DE (*Different Evolution*), ANFIS-ACO (*Ant Colony Optimization*), dan SVR (*Support Vector Regression*). ANFIS-PSO menjadi algoritma paling baik dalam meningkatkan prediksi. Rini, dkk (2014) menggunakan PSO sebagai algoritma pembelajaran menggantikan algoritma GD guna meningkatkan tingkat akurasi pada ANFIS. Untuk mengetahui kinerja ANFIS-PSO, pada penelitian tersebut dilakukan pada enam *dataset* standart yaitu Banana, Habermans, Iris Flowers, Phoneme, Vertebral, dan Appendicits. ANFIS-PSO mempunyai hasil yang lebih bagus jika dibandingkan dengan ANFIS-GA (Ismaily dkk, 2000; Lu dkk, 2008). Setelah mempelajari penelitian-penelitian yang telah dijelaskan, secara umum ANFIS dengan menggunakan optimasi PSO dapat memberikan hasil yang cukup bagus.

Particle swarm optimization (PSO) diusulkan oleh Kennedy dan Eberhart (1995), merupakan algoritma optimasi metaheuristik dan termasuk dalam *Evolutionary Algorithm* (EA). Algoritma PSO didasari dari perilaku sosial sekumpulan burung atau ikan. Secara sederhana alur kerja PSO adalah membuat sebuah populasi dari individu-individu acak, yang kemudian setiap individu akan mempunyai nilai objektif dan dipilih satu individu terbaik. Perubahan posisi (*Velocity*) individu-individu yang lain bergantung kepada posisi individu terbaik (*Gbest*) dan posisi terbaik individu tersebut (*Pbest*).

Shi dan Eberhart (1998) menyebutkan bahwa PSO memiliki beberapa karakteristik yaitu *robust* dan cepat dalam menyelesaikan permasalahan non-linier, namun masih perlu dilakukan banyak penelitian untuk memperbaiki kekurangan pada PSO. Pada beberapa penelitian, Ai-Qin, dkk (2009), Yang, dkk (2007), Yang dan Tsai (2011), Gang, dkk (2011) dan Wang, dkk (2011) menyatakan bahwa algoritma PSO terlalu cepat konvergen pada ruang solusi lokal optimal atau biasa disebut dengan *prematur konvergen*. Ketika Algoritma PSO sudah mendekati pada solusi akhir maka algoritma tidak akan mampu menemukan ruang solusi yang baru. Hal ini yang memungkinkan PSO terjebak dalam menemukan ruang solusi lokal optimal.

Untuk menemukan ruang solusi yang baru beberapa penelitian menggabungkan PSO dengan *Evolutionary Algorithm* yang lain. Ling, dkk (2012) menggunakan operasi *cross-mutated* untuk mendapatkan individu yang baru. Operasi *cross-mutated* ini adalah perkembangan dari operasi pada GA, *crossover* dan *mutated*. Hasil yang didapatkan metode yang diusulkan mendapatkan hasil yang lebih baik dari PSO standart. Kuo, dkk (2010) juga melakukan penelitian dengan menggabungkan operasi PSO dengan operator yang ada di GA, metode hybrid ini digunakan untuk memperbaiki metode *clustering*. Pada penelitian tersebut populasi yang telah dievaluasi oleh PSO akan dibagi menjadi dua populasi. Masing-masing populasi dilakukan operasi-operasi yang berbeda, tetapi operasi-operasi itu didasarkan pada operasi GA. Metode yang diusulkan pada penelitian tersebut memiliki hasil yang lebih baik dan lebih cepat konvergen dibandingkan dengan *clustering* berdasarkan GA dan PSO. Chang, dkk (2013) menggabungkan PSO dan GA menjadi metode *hybrid* untuk optimasi sumber air di

Tiongkok. Hasilnya dibandingkan dengan standart GA dan standart PSO adalah lebih bagus algoritma *hybrid* yang diusulkan.

Algoritma *hybrid* PSO dan GA juga digunakan untuk memperbaiki kinerja ANFIS. Ghomsheh, dkk (2007) mengganti algoritma GD dengan modifikasi PSO. Modifikasi PSO yang dilakukan adalah satu individu dengan hasil fungsi objektif terjelek akan digantikan dengan individu hasil kawin silang operasi GA. Modifikasi dengan menggabungkan operator GA dan PSO memiliki hasil yang lebih bagus dibandingkan metode standart.

Dari penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, PSO dan GA mempunyai kekurangan dan kelebihan. Kekurangan PSO adalah tidak dapat melakukan pencarian pada ruang solusi lebih luas. PSO mempunyai kelebihan dengan sedikit parameter *tuning*, cepat konvergen, dan mudah digunakan. Kekurangan GA adalah komputasional yang mahal dan lama menjadi konvergen karena GA mempunyai fungsi-fungsi untuk dievaluasi seperti seleksi induk, kawin silang, dan mutasi. Sedangkan kelebihan GA yaitu individu-individu yang terbentuk dapat melakukan pencarian pada ruang solusi lebih luas. Pada algoritma yang diusulkan oleh Chang, dkk (2013) menggabungkan kelebihan dari dua algoritma tersebut. Alur kerja dari algoritma *hybrid* PSOGA sebagai berikut. Pertama, dilakukan pembentukan individu-individu secara acak. Kedua, dilakukan operasi PSO untuk memperbaiki individu-individu tersebut. Ketiga, dilakukan pembentukan ruang solusi baru dengan operasi GA. Keempat, individu-individu yang terbentuk oleh operator GA akan menggantikan individu hasil PSO (individu PSO yang dilakukan operasi GA). Setelah langkah ini akan kembali ke langkah kedua sampai kriteria pemberhentian atau iterasi terpenuhi.

Analisa terhadap alur kerja kombinasi PSO-GA yang diusulkan oleh Chang, dkk (2013) adalah individu-individu yang terbentuk dari algoritma ini kemungkinan mempunyai hasil yang lebih jelek dari individu-individu yang terbentuk pada operator PSO. Ini disebabkan karena individu-individu yang terbentuk di GA akan menggantikan individu-individu yang ada di PSO. Sedangkan, individu-individu yang terjadi di GA kemungkinan mempunyai hasil yang tidak lebih bagus dari individu-individu PSO. Hal ini menyebabkan

kerugian, karena individu yang sudah bagus kemungkinan akan tergantikan dengan individu yang lebih jelek.

Berdasarkan studi literatur yang dilakukan maka pada tesis ini akan dikembangkan algoritma klasifikasi ANFIS dengan mengkombinasikan PSOGA untuk pelatihan *premise parameter* dan algoritma LSE untuk pembelajaran *consequent parameter*. Hasil yang diharapkan adalah dapat meningkatkan kinerja akurasi dari metode ANFIS.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan sebelumnya beberapa permasalahan utama yang diangkat dalam penelitian ini antara lain:

1. Bagaimana mengkombinasikan algoritma PSOGA kedalam arsitektur ANFIS untuk pelatihan *premise parameter*?
2. Bagaimana kinerja akurasi metode ANFIS menggunakan algoritma kombinasi PSOGA?

1.3 Tujuan dan Manfaat

Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja dari ANFIS dengan kombinasi PSOGA untuk pelatihan parameter *premise* dan LSE untuk pelatihan parameter *consequent*.

Manfaat penelitian ini adalah sebagai referensi metode klasifikasi ANFIS yang mempunyai peningkatan kinerja dari metode ANFIS standart.

1.4 Kontribusi Penelitian

Kontribusi yang dilakukan adalah modifikasi pada kombinasi PSOGA dari penelitian Chang, dkk (2013) untuk mendapatkan ruang solusi baru yang diterapkan algoritma pelatihan parameter pembentuk fungsi keanggotaan pada ANFIS.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah dari tesis ini sebagai berikut :

1. *Dataset* yang digunakan adalah Banana, Habermans, Iris Flower dan Vertebral. Haberman, Iris Flowers dan Vertebral didapatkan dari penyedia data UCI – *Machine Learning Repository* dan Banana dari KEEL-*Dataset*
2. Pengukuran kinerja berdasarkan tingkat akurasi.

BAB 2

DASAR TEORI

2.1 Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS)

Artificial neural network (ANN) adalah teknik pemodelan klasifikasi yang sering digunakan. Pada bagian yang lain Fuzzy Logic (FL) juga mempunyai peranan penting dalam *input-output* dan memproses hubungan parameter untuk menjabarkan pikiran-pikiran manusia dan rumus matematika (Sarkheyli dkk, 2015). ANFIS telah diusulkan oleh jang (1993) merupakan gabungan dari *artificial neural network* dan *fuzzy inference system*.

2.1.1 Arsitektur ANFIS

Arsitektur ANFIS secara fungsional adalah sama dengan arsitektur pada *Fuzzy rule based*. Misalkan ada dua input, x dan y dan satu output f . Ada 2 aturan pada basis aturan model sugeno.

$$\text{Rule 1 : if } (x_1 \text{ is } A_1) \text{ and } (y_1 \text{ is } B_1) \text{ then } (f_1 = p_1x_1 + q_1y_1 + r_1) \quad (2.1)$$

$$\text{Rule 2 : if } (x_2 \text{ is } A_2) \text{ and } (y_2 \text{ is } B_2) \text{ then } (f_2 = p_2x_2 + q_2y_2 + r_2) \quad (2.2)$$

dimana x dan y adalah masukan. A_i dan B_i adalah himpunan fuzzy. f_i adalah *output*. Variabel p , q dan r adalah parameter *consequent*, untuk mendapatkan nilainya dengan metode LSE.

Arsitektur ANFIS seperti Gambar 2.1 mempunyai lapisan-lapisan sebagai berikut :

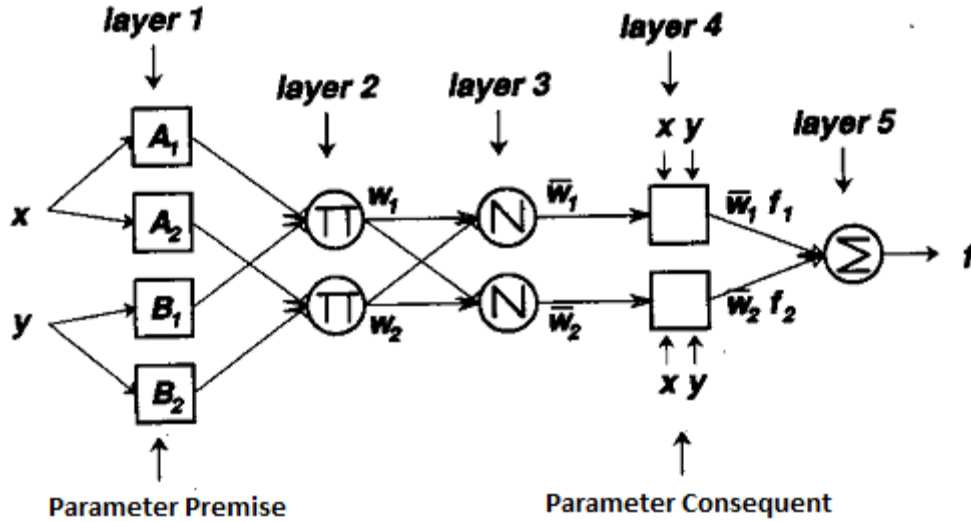
a. Lapisan satu

Tiap-tiap neuron i pada lapisan pertama adaptif terhadap parameter suatu fungsi aktivasi. *Output* dari tiap *neuron* berupa derajat keanggotaan yang diberikan oleh fungsi keanggotaan masukan, yaitu $\alpha A_1(x_1)$, $\alpha B_1(y_1)$, $A_{a2}(x_2)$, $\alpha A_2(y_2)$.

$$O_1 = \mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2.3)$$

di mana $\{a, b, c\}$ adalah parameter-parameter yang nilainya dapat disesuaikan (adaptif). Jika nilai parameter ini dirubah maka bentuk kurva akan ikut berubah. Inisialisasi parameter a dan c yang digunakan adalah standart *deviasi* dan *mean*.

Sedangkan parameter b biasanya bernilai 1. Parameter-parameter pada lapisan ini dikenal dengan parameter *premise*.



Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan ANFIS (Jang, 1993)

b. Lapisan dua

Tiap-tiap *neuron* pada lapisan ini merupakan *neuron* tetap yang *outputnya* adalah hasil dari masukan. Tiap-tiap node mempresentasikan w predikat dari aturan ke- i

$$O_2 = w_i = \mu_{x_i}(x)\mu_{y_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (2.4)$$

c. Lapisan tiga

Tiap-tiap *neuron* pada lapisan ke tiga berupa node tetap yang merupakan hasil dari perhitungan rasio antara predikat (w), dari aturan ke- i terhadap jumlah dari keseluruhan w predikat.

$$O_3 = \bar{w}_i = w_i / \sum_{j=1}^2 w_j, \quad j = 1, 2 \quad (2.5)$$

Hasil ini dikenal dengan nama *nomalised firing strenght*.

d. Lapisan empat

Tiap-tiap *neuron* pada lapisan ini merupakan node adaptif terhadap suatu output.

$$O_4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (2.6)$$

$$= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2 \quad (2.7)$$

Dengan \bar{w}_i adalah *normalised firing strenght* pada lapisan ke tiga dan $\{p,q,r\}$ adalah parameter-parameter pada neuron tersebut. Parameter-parameter ini disebut dengan nama *consequent parameter*.

e. Lapisan lima

Tiap-tiap neuron pada lapisan ke lima adalah node tetap yang merupakan penjumlahan dari semua masukan

$$O_5 = f_{out} = \sum_i^n \frac{\bar{w}_i f_i}{\bar{w}_i} \quad (2.8)$$

2.2 Genetic Algorithm

Genetic Algorithm (GA) adalah algoritma genetika masuk dalam kelompok algoritma evolusi. Algoritma ini diperkenalkan pertama kali oleh Holland pada tahun 1975 dan merupakan metode yang umum digunakan untuk metode pencarian dan terinspirasi oleh populasi genetika dalam mencari solusi suatu masalah. Algoritma ini juga mengikuti konsep Carles Darwin dengan teori evolusinya “dimana individu yang kuat akan bertahan dari populasinya”. pernyataan tersebut dikemukakan oleh Kusumadewi, Hartati (2010). Elemen-elemen dasar dari genetika alam adalah : seleksi alam (*natural selection*), kawin silang (*crossover*), dan mutasi (*mutation*) seperti pada Gambar 2.2. Dalam GA prosedur pencarian hanya didasarkan pada nilai fungsi tujuan, tidak ada pemakaian teknik *gradient* atau teknik kalkulus. Beberapa istilah yang digunakan dalam GA sebagai berikut.

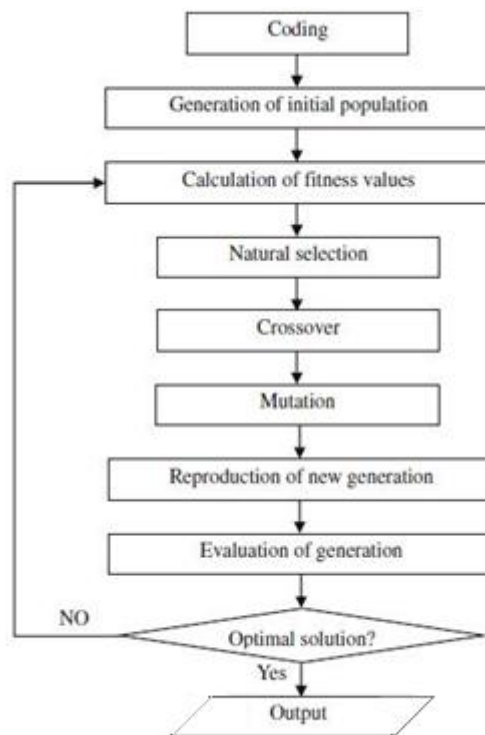
2.2.1 Kromosom

Dalam GA, kromosom atau individu merupakan bagian penting dari algoritma. Satu kromosom atau individu mewakili satu vektor solusi. Dalam GA kita akan membangkitkan populasi sebagai kumpulan dari kromosom, dimana masing-masing kromosom mewakili suatu vektor solusi. Setiap anggota kromosom disusun oleh gen-gen, dimana masing-masing gen mewakili elemen dari vektor solusi. Dengan dibangkitkannya populasi ini, maka akan tersedia banyak pilihan solusi.

2.2.2 Fungsi Fitness

Fungsi fitness digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan atau kesesuaian (*fitness*) suatu solusi terhadap permasalahan yang dicari. Fungsi *fitness*

ini berhubungan langsung dengan fungsi tujuan, atau juga bisa sedikit modifikasi terdapat fungsi tujuan. Setelah setiap solusi dievaluasi dengan fungsi *fitness*, perlu dilakukan proses seleksi terhadap kromosom. Proses seleksi dilakukan untuk memilih diantara kromosom anggota populasi yang lain.



Gambar 2.2 Algoritma GA

2.2.3 Elitisme

Konsep Elitisme (*elitism*) dalam GA berarti usaha mempertahankan individu-individu terbaik yang telah diperoleh disuatu generasi ke dalam generasi selanjutnya. Sehingga individu-individu terbaik ini akan tetap muncul di populasi selanjutnya. Langkah ini dilakukan dalam berbagai cara. Misalnya, melalui persalinan individu terbaik, atau dapat juga melalui kombinasi antara solusi-solusi turunan atau anak dengan induk. Terbukti bahwa penggunaan operator elitisme ini telah terbukti memiliki pengaruh yang sangat penting saat menggunakan GA untuk menyelesaikan masalah optimasi dengan tujuan tertentu.

2.2.4 Seleksi dengan Roda Lotere

Pada proses seleksi ini adalah memilih individu yang terbaik. Seperti contoh pada Gambar 2.3 terdapat lima individu dalam satu populasi. Dalam roda lotere setiap individu punya kesempatan untuk terpilih. Untuk setiap individu atau populasi akan dibangkitkan dengan bilangan acak. Setiap kali roda diputar sampai jarum berhenti, jarum penunjuk akan tertuju pada individu tertentu. Populasi yang mempunyai nilai *fitness* paling besar akan mempunyai kesempatan paling besar untuk terpilih. Dalam contoh ini, jika roda diputar sebanyak jumlah populasi (5), peluang populasi 3 dengan nilai *fitness* 40% dari keseluruhan populasi akan terpilih paling besar. Maka solusi ke-3 punya peluang paling tinggi untuk diseleksi menjadi induk. Persamaan atau langkah-langkah untuk proses seleksi diformulasikan dari Persamaan 2.9 sampai 2.15. Dimana $f(x)$ merupakan hasil fungsi objektif pada satu individu.

$$F = 1/(1 + f(x)) \quad (2.9)$$

$$\min F = \min(F) \quad (2.10)$$

$$Fn(i) = F(i) - \min F \quad (2.11)$$

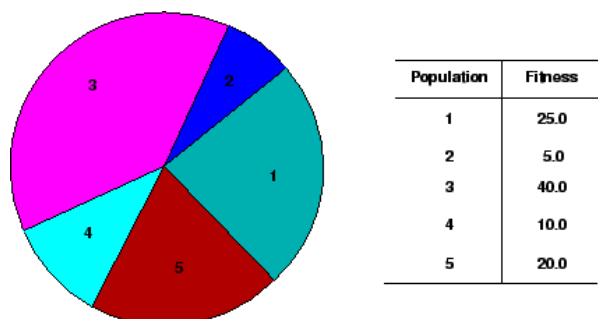
Kumulatifkan nilai Fn dengan persamaan :

$$Fnk(1) = Fn(1) \quad (2.12)$$

$$FnK(i + 1) = (Fn(i) + Fn(i + 1)) \quad (2.13)$$

$$FnKMax = \max(Fnk) \quad (2.14)$$

$$nFnK(i) = \frac{Fnk(i)}{FnKMax} \quad (2.15)$$



Gambar 2.3 Roda lotere

2.2.5 Kawin Silang

Istilah kawin silang sering disebut juga *crossover* ada bermacam-macam teknik dalam *crossover*, *Crossover* sederhana dan *crossover* aritmatik. Dalam penelitian ini yang akan digunakan adalah *crossover* aritmatik.

Teknik *crossover* aritmatik dengan cara melakukan kombinasi linier dari vektor induk. Secara matematis bisa dituliskan :

$$C_1 = \lambda_1 X + \lambda_2 Y \quad (2.16)$$

$$C_2 = \lambda_2 X + \lambda_1 Y \quad (2.17)$$

Dengan syarat $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ *crossover* aritmatik terutama cocok untuk kasus dimana variabel keputusan bernilai kontinu. X dan Y adalah nilai dari individu yang terpolih jadi induk. Kombinasi linier parameter penting dalam kawin silang adalah probabilitas kawin silang (*crossover rate*). Jika parameter bernilai kecil, maka hanya akan sedikit kromosom yang mengalami kawin silang. Jika parameter bernilai besar, maka akan semakin besar kromosom yang mengalami kawin silang.

2.2.6 Mutasi

Operator Mutasi dalam GA adalah proses menghilangkan individu terjelek (mempunyai nilai solusi paling jauh dari optimal) dan digantikan dengan individu baru. Individu yang baru diperoleh dari nilai acak. Fungsi dari operator ini adalah mencari ruang solusi yang baru dan membuang individu yang sudah tidak berfungsi optimal lagi. Pada operator ini terdapat parameter rasio mutasi. parameter ini yang menentukan berapa banyak individu yang akan mengalami mutasi.

2.3 Particle Swarm Optimization

Particle swarm optimization merupakan salah satu cabang dari algoritma evolusi. PSO didasarkan pada perilaku sebuah kawanan burung atau ikan. Dimana sebuah kawanan tidak mempunyai pemimpin untuk menemukan makanan jadi mereka akan menyebar secara acak untuk menemukan letak makanan. Algoritma ini didasarkan dari perilaku sosial organisme ini. Perilaku sosial terdiri dari tindakan individu dan pengaruh dari individu-individu lainnya.

Kata partikel menunjukan sebuah burung atau kawanan burung. Setiap partikel berperilaku dengan cara menggunakan kecerdasan individu dan juga dipengaruhi oleh perilaku kelompok kolektifnya. Dengan kata lain jika seekor burung menemukan lokasi makanan dengan jalan yang terpendek maka kelompok yang lain akan mengikuti jalan tersebut walaupun jaraknya berjauhan dengan individu yang menemukan jalan (Santoso dan Willy ,2011).

Pada algoritma PSO ini, pencarian solusi dilakukan oleh suatu populasi yang terdiri dari beberapa partikel. Populasi dibangkitkan secara random dengan batasan nilai terkecil dan nilai terbesar. Setiap partikel mempresentasikan posisi dan lokasi dari permasalahan yang dihadapi. Setiap partikel melakukan pencarian solusi yang optimal dengan kecerdasan pengalaman individu itu dengan melintasi dimensi ruang pencarian *search space* D. Hal ini dilakukan dengan cara setiap partikel melakukan penyesuaian terhadap posisi terbaik dari partikel tersebut (*local best*) dan penyesuaian posisi partikel terbaik dari nilai terbaik dari seluruh kawanan (*global best*) selama melintasi ruang pencarian. Pada setiap iterasi, setiap solusi yang direpresentasikan oleh posisi partikel, dievaluasi kinerjanya dengan cara memasukkan solusi tersebut kedalam *fitness function*. Setiap partikel diperlakukan seperti sebuah titik pada suatu dimensi ruang tertentu. Kemudian terdapat dua factor yang memberikan karakter terhadap status partikel pada ruang pencarian yaitu posisi X dan kecepatan Y partikel disampaikan oleh Kennedy dan Eberhart (1995).

Berikut ini adalah persamaan yang menggambarkan posisi dan kecepatan :

$$X_i(t) = x_{i1}(t), x_{i2}(t), x_{i3}(t), \dots, x_{iN}(t) \quad (2.18)$$

$$V_i(t) = v_{i1}(t), v_{i2}(t), v_{i3}(t), \dots, v_{iN}(t) \quad (2.19)$$

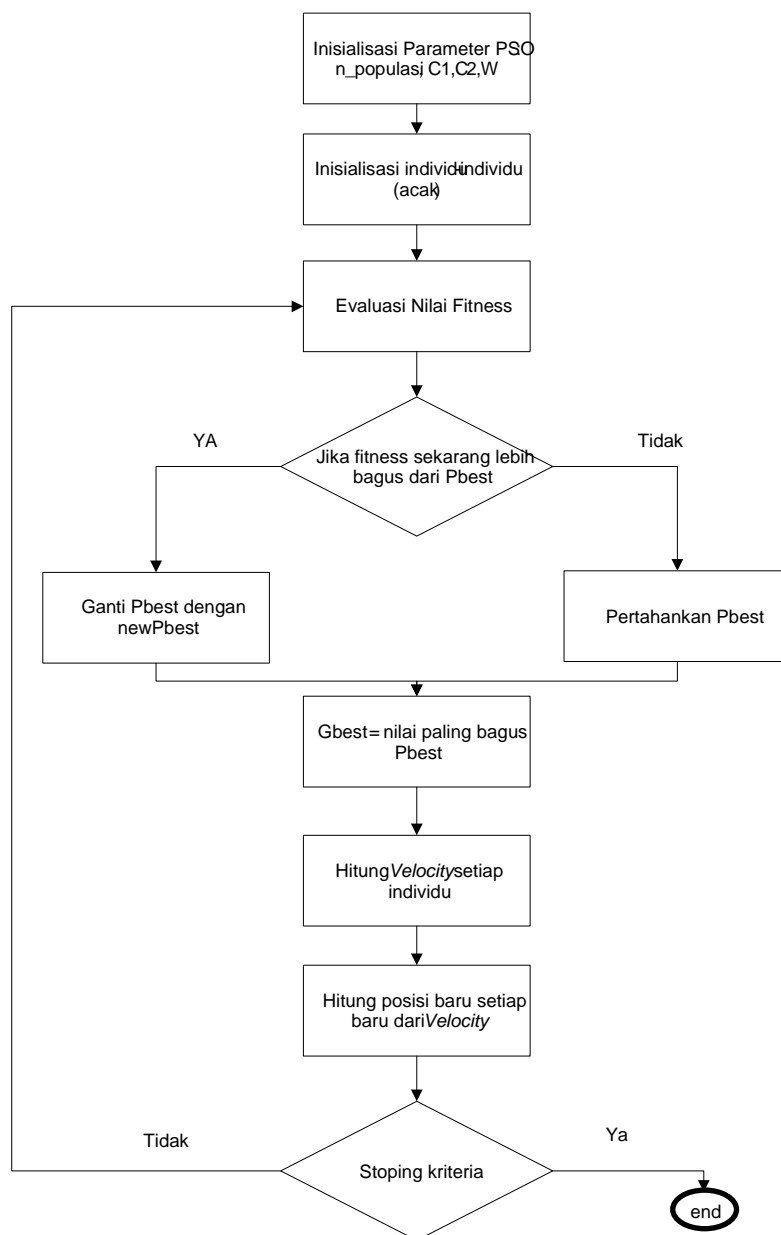
Dimana X adalah posisi partikel. V adalah kecepatan partikel. *i* dan *t* adalah index partikel dan iterasi ke-t, pada dimensi ruang N. Berikut ini merupakan model matematika yang menggambarkan mekanisme perbaikan status partikel

$$V_i(t) = wV_i(t-1) + c_1r_1(X_i^L - X_i(t-1)) + c_2r_2(X^G - X_i(t-1)) \quad (2.20)$$

$$X_i(t) = V_i(t) + X_i(t-1) \quad (2.21)$$

$X_i^L = X_{i1}^L, X_{i2}^L, \dots, X_{iN}^L$ mempresentasikan *local best* dari partikel ke-i. Sedangkan $X^G = X_1^G, X_2^G, \dots, X_N^G$ mempresentasikan *global best* dari seluruh kawanan. c_1 dan

c_2 adalah suatu konstanta yang bernilai positif yang biasa disebut dengan *learning factor*. r_1 dan r_2 adalah suatu bilangan random positif bernilai antara 0 dan 1. w adalah parameter inersia. Persamaan (2.20) digunakan untuk mendapatkan kecepatan partikel baru berdasarkan kecepatan sebelumnya, jarak antara posisi saat ini dengan posisi terbaik partikel (*local best*), dan jarak saat ini dengan posisi terbaik kawanannya (*global best*). Kemudian partikel terbang menuju posisi yang baru berdasarkan Persamaan 2.21. Alur kerja dari PSO dapat dilihat pada Gambar 2.4



Gambar 2.4 Algoritma PSO

Algoritma PSO meliputi langkah-langkah berikut :

1. Bangkitkan posisi awal sejumlah partikel sekaligus kecepatan awalnya secara random
2. Evaluasi fitness dari masing-masing partikel berdasarkan posisinya.
3. Tentukan partikel dengan fitness terbaik, dan tetapkan sebagai *Gbest*, untuk setiap partikel, *Pbest* awal akan sama dengan posisi awal.

Ulangi langkah berikut sampai pemberhentian kriteria terpenuhi

- a. Menggunakan *Pbest* dan *Gbest* yang ada, perbarui kecepatan setiap partikel menggunakan persamaan 2.25 Lalu dengan kecepatan baru yang didapat, perbarui posisi setiap partikel menggunakan persamaan 2.26
- b. Evaluasi fitness dari setiap partikel
- c. Tentukan partikel dengan fitness terbaik, dan tetapkan sebagai *Gbest*. Untuk setiap partikel, tentukan *Pbest* dengan membandingkan posisi sekarang dengan *Pbest* dari iterasi sebelumnya.

Cek stopping kriteria. Jika terpenuhi maka berhenti, jika tidak maka kembali ke langkah a.

2.4 Kombinasi PSOGA

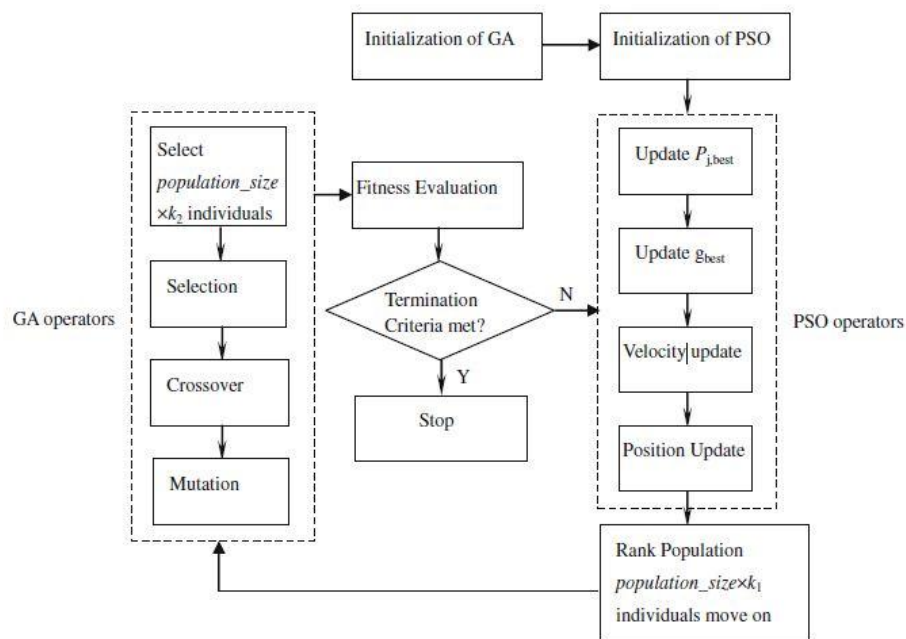
PSO dan GA merupakan sama-sama termasuk dalam algoritma pencarian berbasis evolusi, heuristik, berdasarkan bilangan acak dan pencarian berbasis populasi. Dengan kata lain baik PSO dan GA berawal dari satu poin (individu/partikel) berubah ke poin yang lain dalam satu perulangan menggunakan kombinasi aturan probalistik dan determinasi. Kedua model diatas mempunyai kelebihan dan kekurangan masing-masing. GA mempunyai komputasi yang mahal. GA membutuhkan fungsi yang banyak untuk menjadikan nilai yang konvergen karena membutuhkan teknik evolusi seperti seleksi, mutasi, dan perkawinan silang. PSO mempunyai ingatan sedangkan GA jika individu tidak terpilih maka informasi individu tersebut akan terhapus. Dalam PSO jika tanpa operasi seleksi, individu-individu akan terjebak dalam individu yang mempunyai nilai *fitness* jelek.

Dengan menggabungkan kedua kelebihan GA dan PSO Chang,dkk (2013) untuk menyeimbangan seleksi natural dan berbagi pengetahuan individu guna

menjadikan pencarian yang *robust* dan efisien dalam dimensi pencarian. Tujuan akhir dari perpaduan dua algoritma ini adalah menemukan global solusi dari keseluruhan ruang pencarian. Mengkombinasi dasar perubahan kecepatan dan posisi dari PSO dengan konsep dari seleksi, kawin silang dan mutasi dari GA.

Untuk lebih memperjelas rancangan metode akan dijabarkan dengan prosedur algoritma berdasarkan Gambar 2.5

1. Inisialisasi Data (PSO dan GA)
2. Tentukan nilai k_2 . Formulasinya adalah $k_1 + k_2 = 1$. Dalam literatur yang ditulis oleh Chang,dkk (2013) nilai yang digunakan pada k_2 adalah 0 sampai 1, dan nilai k_2 akan berubah secara *discrement*. k_1 adalah jumlah individu/partikel yang akan dirubah berdasarkan operator dalam PSO. Dan k_2 adalah jumlah individu/partikel yang akan dirubah dengan operator GA.
3. PSO operator.



Gambar 2.5 Algoritma Hybrid PSOGA Chang, dkk (2013)

4. Tentukan individu-individu yang pindah ke operator GA berdasarkan nilai k_2 .
5. GA operator. Berdasarkan partikel yang berpindah maka dilakukan proses sebagai berikut untuk mendapatkan P_{bestGA} .

Langkah pertama adalah proses seleksi untuk mendapatkan individu terbaik, selanjutnya akan menjadi induk. Untuk memepertahankan individu

terbaik maka individu terbaik akan dibuat duplikat dan akan menggantikan satu individu atau individu-individu yang lain.

Langkah kedua adalah proses kawin silang. Gen yang akan di kawin silang bergantung terhadap parameter rasio kawin silang. Nilai dari rasio kawin silang akan dikalikan terhadap total gen dalam satu individu. Individu terbaik akan dikawin silangkan terhadap individu tertentu. Sehingga individu tersebut akan mewarisi sebagian gen dari individu terbaik.

Langkah yang terakhir adalah mutasi. banyaknya mutasi dilakukan sebanyak parameter rasio mutasi. jika ada individu yang mengalami mutasi. maka nilai-nilai pada populasi akan digantikan dengan bilangan acak.

6. Evaluasi individu dengan fungsi fitness
7. Pengujian, jika sudah memenuhi kriteria maka didapatkan Gbest, Jika belum kembali pada langkah 2.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

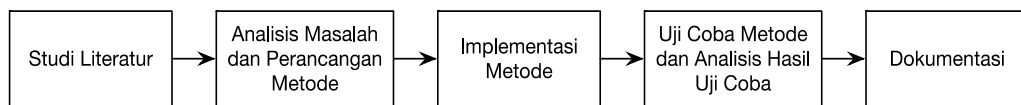
BAB 3

METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan metode penelitian yang akan digunakan. Dalam bab ini dipaparkan tahapan penelitian, *dataset* yang akan digunakan, rancangan metode yang diusulkan, skenario pengujian, dan jadwal penelitian.

3.1 Tahapan Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan pada penelitian ini terdiri dari: (1) studi literatur, (2) analisis masalah dan perancangan metode yang diusulkan, (3) implementasi metode yang diusulkan, (4) uji coba metode yang diusulkan dan analisis hasil uji coba, serta (5) dokumentasi. Alur tahapan penelitian ditunjukkan oleh Gambar 3.1.



Gambar 3.1. Tahapan penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Studi literatur bertujuan menggali informasi yang terdapat dalam pustaka. Pustaka dapat berupa buku atau publikasi ilmiah seperti jurnal, dokumentasi tesis, atau prosiding. Informasi yang digali berguna sebagai literatur yang menunjang perancangan dan implementasi metode. Pada penelitian ini, literatur yang dipelajari meliputi: Pengaplikasian Metode ANFIS, Penelitian-penelitian tentang perbaikan metode ANFIS, Metode optimasi Metaheuristik, Penelitian-penelitian tentang perbaikan algoritma PSO.

3.1.2 Analisis Masalah dan Perancangan Metode

Permasalahan yang akan diselesaikan pada penelitian ini yaitu memperbaiki akurasi dari metode ANFIS dengan mengoptimasi proses pelatihan yang ada pada ANFIS menggunakan metode optimasi metaheuristik. Algoritma optimasi metaheuristik yang digunakan adalah modifikasi dari *particle swarm optimization* (PSO) dengan Genetic Algorithm (GA). Rancangan metode yang akan dibangun

meliputi *dataset* yang akan digunakan, rancangan metode penelitian dan rancangan evaluasi metode.

3.1.3 Implementasi Metode

Tahapan ini bertujuan mengimplementasikan rancangan metode. Rancangan yang telah dibuat akan diimplementasikan menggunakan aplikasi Matlab versi 2013a.

3.1.4 Pengujian Metode dan Analisis Hasil Pengujian

Pada tahap ini dilakukan akan dilakukan pengujian terhadap sistem yang telah dibangun. Pengujian dilakukan sesuai dengan skenario yang telah dirancang. Analisis hasil pengujian dilakukan untuk mengetahui kinerja dari metode yang diusulkan.

3.1.5 Dokumentasi

Pada tahap ini akan dilakukan pendokumentasian tahapan metode yang diusulkan beserta hasil implementasi dan uji cobanya. Dokumentasi berupa laporan penelitian.

3.2 Dataset

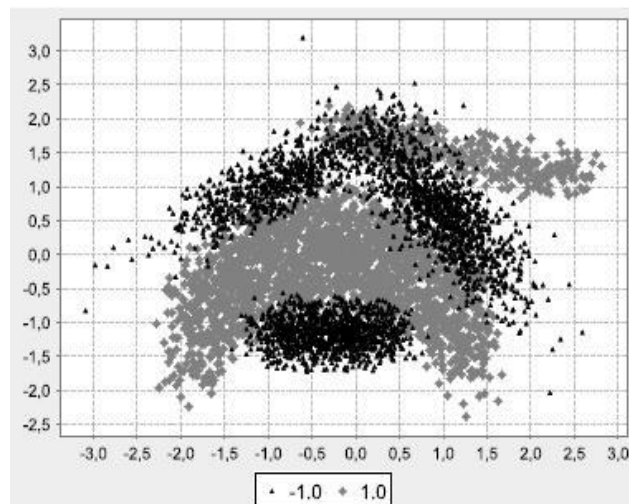
Untuk mengevaluasi metode dari penelitian ini menggunakan data standar yang sudah sering digunakan penelitian-penelitian lain. Data yang digunakan adalah *dataset* yang diambil dari *UC Irvine Machine Learning Repository* (<https://archive.ics.uci.edu>) dan *dataset* KEEL *knowledge extraction based on evolutionary learning* (<http://sci2s.ugr.es/keel>). Data yang digunakan adalah Banana, Heberman, Iris Flower dan Vertebral. Karakteristik dari data-data tersebut dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Karakteristik *Dataset*

<i>Dataset</i>	Fitur	Total data	Kelas	Pembagian Kelas
Banana	2	5.300	2	C1= 2.924, C2=2,376
Haberman	3	306	2	C1=255,C2=81
Iris Flowers	4	150	3	C1=50,C2=50,C3=50
Vertebral	6	301	2	C1=21, C2=100

3.2.1 Banana

Pada *dataset* Banana ini, data diperoleh dari penyedia *dataset* yaitu KEEL-*Dataset* (<http://sci2s.ugr.es/keel/dataset.php?cod=182>). Pada *dataset* Banana memiliki tipe klasifikasi, memiliki dua fitur yaitu At1 dengan domain $[-3.09, 2.81]$ dan At2 dengan domain $[-2.39, 3.19]$, panjang *dataset* Banana adalah 5300 data. memiliki dua kelas -1 dan 1 yang mewakili bentuk dari *dataset* Banana. Pada kelas -1 terdapat 2924 data dan pada kelas 1 terdapat 2376. Terdapat perbedaan data 548 data antara dua buah kelas atau 0.1 %. Tidak dijelaskan secara terperinci fitur-fitur pada *dataset* mewakili pengukuran Banana pada keadaan nyata, begitu juga dengan kelasnya. Pada Gambar 3.2 terdapat refleksi dari *dataset* Banana.

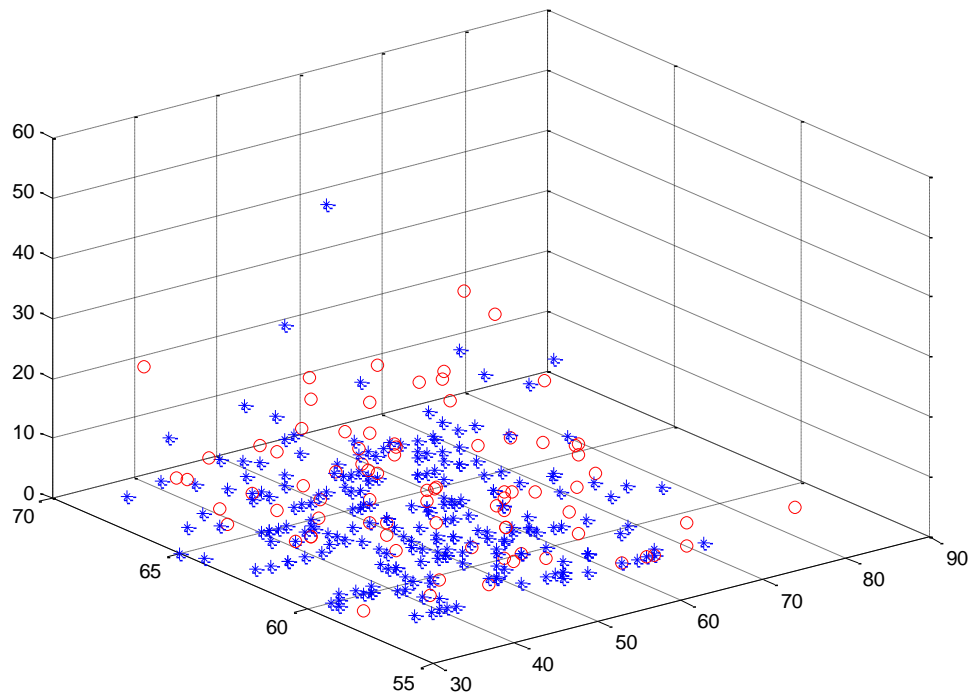


Gambar 3.2 Penyebaran *Dataset* Banana

3.2.2 Habermans

Dataset Haberman ini adalah kumpulan data dari penelitian yang dilakukan di *University of Chicago's Billings Hospital* pada tahun 1958 sampai 1970. Penelitian yang dilakukan adalah meneliti pasien yang telah menjalani operasi kanker payudara. Terdapat tiga fitur: umur saat operasi dengan domain $[38, 83]$, tahun operasi dengan domain $[58, 69]$ dan tingkat positif (level penyakit yang diderita) dengan domain $[0, 52]$. Terdapat dua kelas positif dan negatif, positif berarti bertahan setelah operasi dan negatif berarti tidak bertahan setelah operasi. Jumlah data yang terdapat pada *dataset* ini adalah 306 data. Persebaran data antara kelas negatif dan positif tidak berimbang dengan kelas negatif sebanyak 225 data

dan 81 data pada kelas positif. *Dataset* ini diperoleh dari *UCI - Machine Learning Repository* (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Haberman's+Survival>).



Gambar 3.3 Persebaran Dataset Haberman

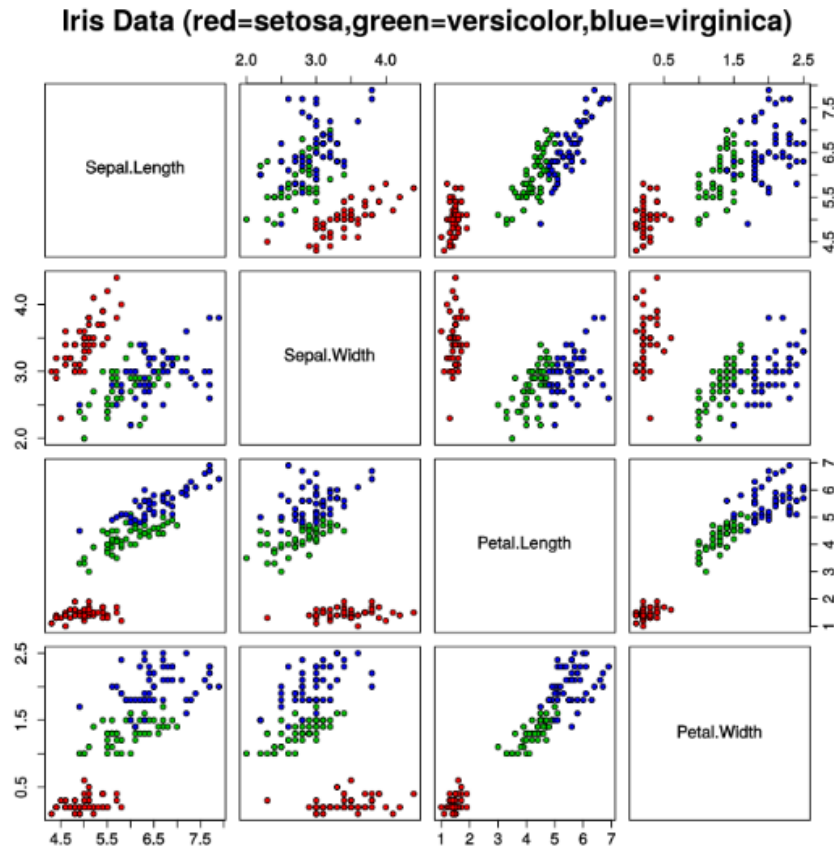
3.2.3 Iris Flowers

Dataset Iris Flowers diperkenalkan oleh Ronald Fisher pada tahun 1936. Terdapat tiga kelas pada *dataset* ini mewakili jenis *Iris*: Iris Sentosa, Iris Virginica, dan Iris Versicolor. Setiap kelas terdapat masing-masing 50 data. setiap data diukur empat fitur (dalam centimeter): panjang sepal, lebar sepal, panjang petal, lebar petal. Persebaran data dapat dilihat pada Gambar 3.3. *Dataset* ini diperoleh dari *Machine Learning Repository* (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris>)

3.2.4 Vertebral

Dataset Vertebral mengandung enam fitur *biomechanical* yang digunakan pada pasien ortopedik untuk mengklasifikasi normal atau tidak normal. 6 fitur yang mewakili dari bentuk dan arah dari panggul dan tulang belakang lumbar: isidensi panggul, kemiringan panggul, segi lordosis lumbal, kemiringan sacral, radius panggul dan derajat dari spondylolisthesis. Pada pasien normal terdapat 100 data dan pasien tidak normal 210 data. *Dataset* diambil dari *UCI - Machine*

Learning Repository ([https:// archive.ics.uci.edu / ml / datasets / Vertebral + Column](https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Vertebral+Column)).



Gambar 3.4 Persebaran Data Iris Flowers

3.3 Rancangan Metode

Pada bagian ini adalah penjelasan tentang usulan metode yang akan digunakan dalam penelitian ini. Perancangan metode yang diusulkan terdiri dari dua proses. Proses pertama adalah proses pembelajaran metode ANFIS PSOGA. Proses kedua adalah proses uji coba metode ANFIS PSOGA.

3.3.1 Rancangan Pembelajaran Metode

Pada bagian ini adalah rancangan pembelajaran metode pada tesis ini. Masukan dari proses ini adalah data latih. Keluaran pada proses ini adalah parameter premise yang sudah mempunyai nilai dari proses pembelajaran. Diharapkan dengan proses pembelajaran ini mempunyai pemodelan metode klasifikasi yang akan digunakan untuk untuk proses uji coba metode. Pada



Gambar 3.5 Persebaran Dataset Vertebral

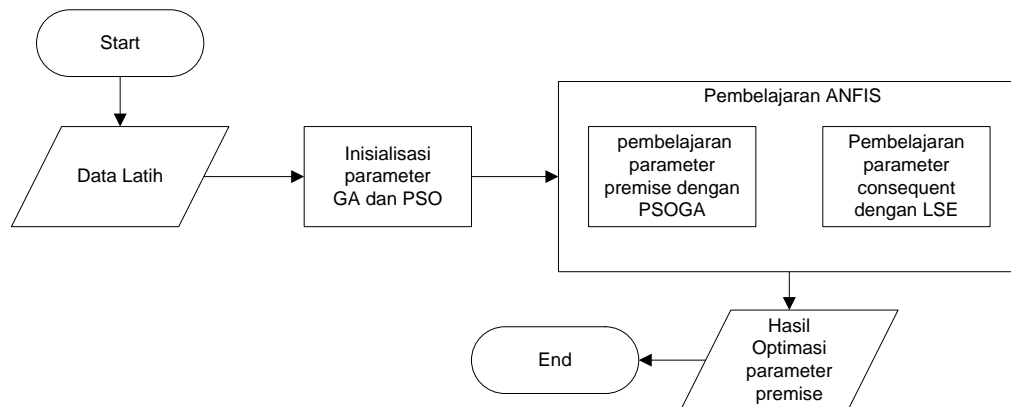
Gambar 3.6 adalah gambar alur kerja rancangan metode proses pembelajaran dalam tesis ini. Tahap-tahapan pada alur kerja ini adalah sebagai berikut:

Tahap 1 : Masukan data latih.

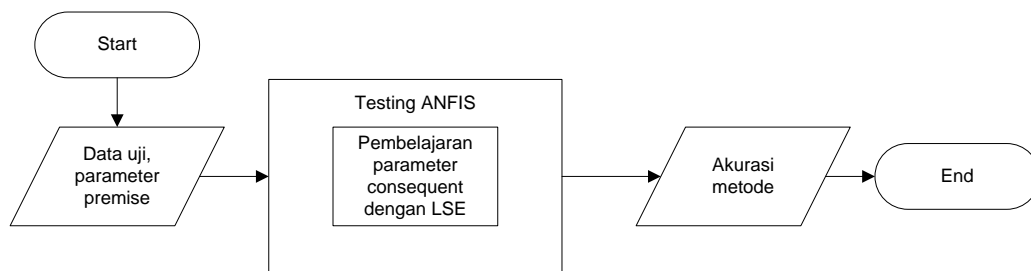
Tahap 2 : Inisialisasi seluruh parameter-parameter pada rancangan metode. Inisialisasi meliputi sebagai berikut: parameter PSO (jumlah individu, pembuatan individu, P_{best} , G_{best} , konstanta 1, konstanta 2, parameter inersia), parameter GA (rasio kawin silang dan rasio mutasi).

Tahap 3 : Proses utama metode ANFIS. dalam proses ini terdapat pembelajaran parameter *premise* dengan modifikasi PSOGA dan pembelajaran parameter *consequent* dengan LSE.

Tahap 4 : Keluaran dari rancangan ini adalah nilai parameter *premise* yang optimal.



Gambar 3.6 Alur Kerja Rancangan Pembelajaran Metode



Gambar 3.7 Alur Kerja Uji Coba Metode

3.3.2 Rancangan Uji Coba Metode

Untuk mengetahui kinerja dari pembelajaran ANFIS dibutuhkan alur kerja uji coba. Alur kerja uji coba pada metode ANFIS seperti pada Gambar 3.7 mempunyai beberapa tahap. Tahap-tahapan sebagai berikut :

Tahap 1 : Masukan dari alur kerja ini adalah berupa data uji dan nilai parameter *premise* yang didapatkan dari keluaran pembelajaran metode ANFIS.

Tahap 2 : Terdapat proses utama ANFIS dengan algoritma LSE.

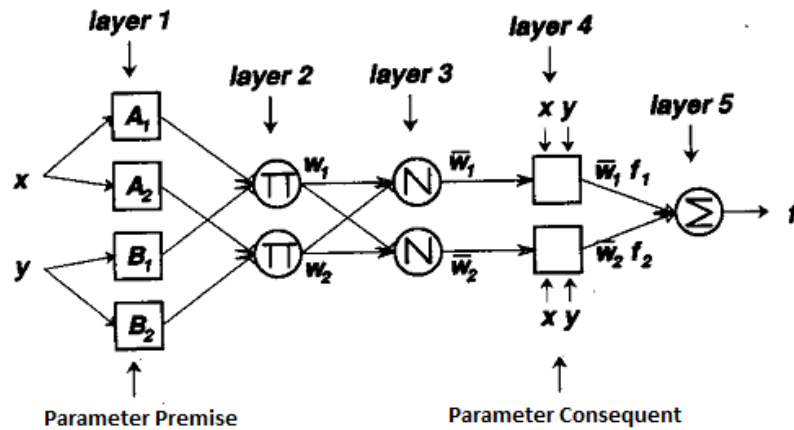
Tahap 3 : Keluaran dari alur kerja ini adalah tingkat akurasi metode.

3.4 Proses Utama ANFIS

Arsitektur ANFIS terdapat lima lapisan seperti pada Gambar 3.8. Setiap lapisan diterangkan sebagai berikut:

Lapisan Satu : Pada lapisan ini merupakan proses perubahan nilai *crisp* masukan menjadi derajat keanggotaan. Untuk proses ini dibutuhkan fungsi keanggotaan (*membership function*). Pada tesis ini digunakan fungsi keanggotaan dengan tipe Gaussian seperti pada persamaan 3.1.

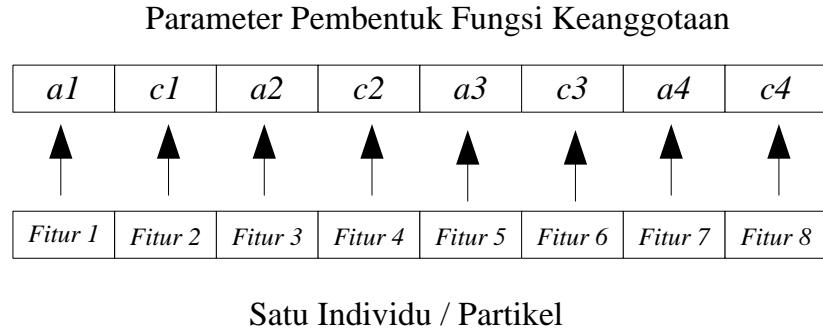
$$\mu_i(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^2} \quad (3.1)$$



Gambar 3.8 Arsitektur ANFIS

μ_i adalah nilai derajat keanggotaan ke i , dimana nilai i adalah jumlah aturan pada ANFIS. x adalah nilai dari data masukan. a, c adalah parameter yang harus di atur. Parameter ini adalah parameter pembentuk fungsi keanggotaan, disebut parameter *premise*. Dikarenakan pada tesis ini menggunakan kombinasi PSOGA maka nilai a, c didapatkan dari induvidu yang terbentuk pada algoritma PSOGA. Satu individu mewakili semua nilai parameter *premise* pada setiap fungsi keanggotaan pada ANFIS. Seperti contoh pada Gambar 3.6 terdapat empat nilai derajat keanggotaan dari dua fitur. Untuk menghasilkan satu nilai keanggotaan dibutuhkan satu fungsi keanggotaan. Seperti pada Persamaan 3.1, satu fungsi keanggotaan terdapat dua nilai

parameter yaitu a dan c maka untuk membuat empat fungsi keanggotaan dibutuhkan delapan nilai parameter *premise*. Seperti pada Gambar 3.9 terdapat $a1, \dots, a4$ dan $c1, \dots, c4$ didapatkan nilainya dari satu vektor individu dengan delapan fitur pada algoritma kombinasi PSOGA.



Gambar 3.9 Transformasi vektor Individu PSOGA ke Fungsi Keanggotaan

Lapisan dua : Masukan dari lapisan ini adalah derajat keanggotaan. jumlah node pada lapisan ini adalah sama dengan jumlah aturan fuzzy. Tiap node pada lapisan ini merepensetasikan bobot w untuk setiap aturan seperti pada Persamaan 3.2 dimana $\mu A_i(x), \mu B_i(y)$ adalah nilai derajat keanggotaan.

$$w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), \quad (3.2)$$

Lapisan tiga : Pada lapisan ini mempunyai jumlah node yang sama dengan node pada lapisan dua. Pada lapisan ini akan terbentuk \bar{w}_i normalisasi bobot dengan Persamaan 3.3.

$$\bar{w}_i = w_i / \sum_{j=1}^2 w_j \quad (3.3)$$

Lapisan empat: Pada lapisan ini merupakan perhitungan dari aturan fuzzy, seperti pada Persamaan 3.4. x dan y merupakan masukan dari ANFIS. p, q, r adalah parameter *consequent*. Untuk mendapatkan nilai dari parameter ini menggunakan algoritma optimasi LSE

$$\bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (3.4)$$

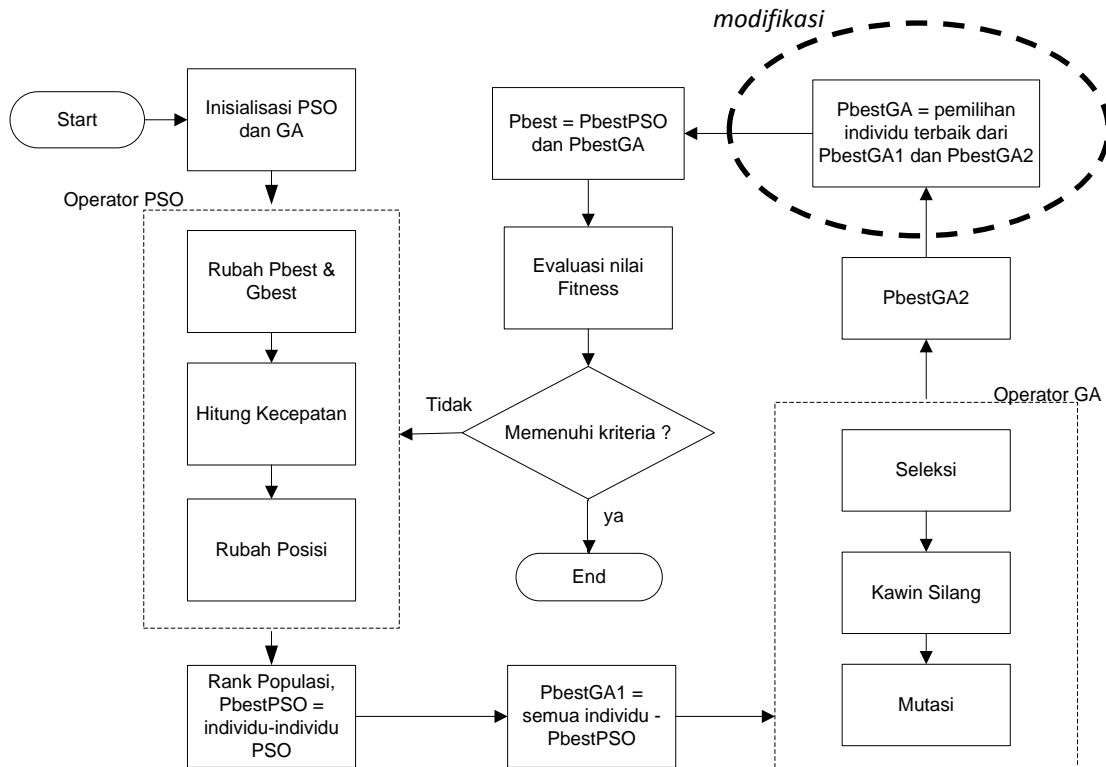
$$= \frac{(\overline{w_1}x)p_1 + (\overline{w_1}y)q_1 + (\overline{w_1}r_1 + (\overline{w_2}x)p_2 + (\overline{w_2}y)q_2 + (\overline{w_2}r_2)}{(\overline{w_2})r_2} \quad (3.5)$$

Lapisan lima : Pada lapisan ini hanya memiliki satu node. Terdapat penjumlahan semua f seperti pada Persamaan 3.6.

$$f_{out} = \sum_i^n \frac{\bar{w}_i f_i}{\bar{w}_i} \quad (3.6)$$

Satu data akan melalui lima lapisan pada jaringan ANFIS yang menghasilkan nilai f_{out} . Untuk mendapatkan nilai parameter *premise* yang optimal maka perlu dilakukan pembelajaran pada semua data. Evaluasi hasil pembelajaran ANFIS dilakukan dengan teknik *Mean Square Error* (MSE) dengan Persamaan 3.7. Dimana N adalah jumlah banyaknya data, y_i adalah target data pelatihan ke i , dan f_{out_i} adalah hasil pembelajaran ANFIS data ke i .

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f_{out_i})^2 \quad (3.7)$$



Gambar 3.10 Algoritma Kombinasi Perpaduan PSOGA

3.5 Modifikasi Kombinasi PSOGA

Pada tahap ini adalah rancangan metode untuk proses kombinasi PSOGA seperti pada gambar 3.5. tahapan-tahapan untuk kombinasi PSOGA ini adalah sebagai berikut :

1. Inisialisasi parameter PSO (inersia) dan parameter GA (rasio kawin silang dan rasio mutasi).
2. Perbarui Pbest dan Gbest.
3. Perbarui kecepatan setiap individu menggunakan Persamaan 2.20
4. Dengan kecepatan baru yang didapat, perbarui posisi setiap individu menggunakan Persamaan 2.21.
5. Tentukan nilai k_2 . Formulasinya adalah $k_1 + k_2 = 1$. Dalam literatur yang ditulis oleh Chang,dkk (2013) nilai yang digunakan pada k_2 adalah 0 sampai 1, dan nilai k_2 akan berubah secara *discrement*. k_1 adalah rasio jumlah individu/partikel yang akan dirubah berdasarkan operator dalam PSO. Dan k_2 rasio adalah jumlah individu/partikel yang akan dirubah dengan operator GA. PbestPSO adalah individu-individu yang tidak dilakukan operasi GA. PbestGA adalah individu-individu yang akan dilakukan operasi GA
6. GA operator. Berdasarkan partikel yang berpindah maka dilakukan proses sebagai berikut untuk mendapatkan *PbestGA2*.
 - a. Langkah pertama adalah proses seleksi untuk mendapatkan individu terbaik, selanjutnya akan menjadi induk. Untuk memepertahankan individu terbaik maka individu terbaik akan dibuat duplikat dan akan menggantikan satu individu atau individu-individu yang lain.
 - b. Langkah kedua adalah proses pembuatan roda lotere untuk pemilihan induk dengan Persamaan 2.9 sampai 2.15. Proses kawin silang menggunakan teknik kawin silang aritmatik seperti pada formulasi 2.16 dan 2.17.
 Pada langkah ini terdapat parameter *crossover rate* (Cr). Nilai Cr akan dibandingkan dengan nilai acak. Jika nilai Cr lebih besar dari nilai acak maka proses kawin silang akan menghasilkan individu baru berdasarkan induk yang telah dipilih. Jika nilai Cr lebih kecil dari nilai acak maka induk yang terpilih akan menggantikan individu tersebut.
 - c. Langkah yang terakhir adalah mutasi. Banyaknya mutasi bergantung dengan parameter rasio mutasi. Jika ada individu yang mengalami mutasi. maka nilai-nilai pada populasi akan digantikan dengan bilangan acak.

7. Setelah mendapatkan PbestGA1 dan PbestGA2 maka yang akan dilakukan adalah pemilihan individu. PbestGA adalah hasil *sorting* terbaik dari PbestGA1 dan PbestGA2.
8. Pbest adalah pengabungan dari PbestPSO dan PbestGA.
9. Evaluasi nilai fitness dari Pbest. Evaluasi nilai fitness ini menggunakan nilai MSE seperti pada Persamaan 3.7 dari keluaran pembelajaran ANFIS. Hasil yang optimal adalah meminimalkan nilai MSE.
10. Jika nilai MSE sudah memenuhi kriteria pemberhentian atau maksimum iterasi maka didapatkan nilai parameter premise, jika tidak maka kembali lagi pada langkah 2.

3.6 Rancangan Uji Coba

Pada bagian ini akan diterangkan rancangan rangkaian uji coba yang akan dilakukan dalam penelitian. Dalam penelitian ini akan menggunakan teknik *cross-validation* untuk memisahkan data latih dan data uji pada setiap *dataset*. Setiap *dataset* akan dilakukan perbandingan akurasi. Setiap *dataset* mempunyai jumlah fungsi keanggotaan yang berbeda-beda seperti pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Tabel Jumlah Parameter Premise Setiap *Dataset*

Nama <i>Dataset</i>	Fungsi Keanggotaan Setiap Fitur	Jumlah Fitur	Jumlah Total Parameter Premise
Banana	3	2	8
Habermans	3	3	18
Iris Flowers	3	4	24
Vertebral	3	6	36

3.6.1 Uji Coba Parameter PSOGA

Pada modifikasi kombinasi PSOGA terdapat parameter-parameter yang harus diatur agar menghasilkan suatu model yang optimal. Parameter-parameter tersebut adalah sebagai berikut :

1. Parameter Inersia

Fungsi utama dari parameter inersia adalah untuk meredam laju kecepatan dalam PSO. seperti pada persamaan 2.20 dilambangkan dengan w . Nilai paling optimal dari parameter ini adalah antara 0.4 sampai 0.9.

2. Parameter Rasio Kawin Silang

Rasio kawin silang digunakan untuk dijadikan acuan besar peluang individu akan mengalami kawin silang. Nilai rasio kawin silang berada dalam 0 sampai 1. 0 berarti tidak ada peluang terjadinya kawin silang, 1 berarti semua individu akan mengalami kawin silang. Seperti pada Persamaan 3.8, dimana P_s adalah rasio kawin silang. Nilai P_s akan dibandingkan dengan *nilai acak* dari 0 sampai 1, jika nilai P_s lebih besar maka akan dilakukan operator kawin silang, jika tidak maka operator kawin silang tidak dilakukan. Nilai paling optimal parameter ini berada di nilai 0.6 – 0.9.

$$P_s > \text{nilai acak} \quad (3.8)$$

3. Parameter Rasio Mutasi

Rasio mutasi digunakan sebagai acuan seberapa banyak individu yang mengalami mutasi. nilai optimal dari parameter ini berada di antara 0.1 sampai 0.3. Untuk mencari jumlah individu yang mengalami mutasi digunakan Persamaan 3.9, dimana $nMutasi$ adalah jumlah individu yang mengalami mutasi, P_m adalah rasio mutasi dan $nIndividu$ adalah jumlah total individu.

$$nMutasi = P_m * nIndividu \quad (3.9)$$

Untuk mendapatkan nilai parameter yang optimal maka dalam tesis ini setiap *dataset* akan dilakukan scenario uji coba sebagai berikut:

- Dilakukan kombinasi permutasi parameter-parameter diatas.
- Dilakukan dengan jumlah individu dan maksimum iterasi yang sama.
- Setiap kombinasi permutasi akan dilakukan sebanyak 10 kali untuk dijadikan nilai rata-rata.

3.6.2 Uji Coba Perbandingan Metode

Pada tahapan uji coba ini, *dataset* yang mempunyai tingkat akurasi terbaik akan diujikan lagi dengan metode pendahulunya yaitu Tradisional ANFIS, ANFIS-PSO dan ANFIS-GA. Hasil dari uji coba ini adalah sebagai tingkat keberhasilan metode yang diusulkan terhadap metode pendahulunya.

3.7 Jadwal Penelitian

Jadwal kegiatan penelitian yang akan dilakukan dapat dilihat pada Tabel

3.3

Tabel 3.3 Jadwal penelitian

Aktivitas	Maret				April				Mei				Juni			
Studi Literatur																
Analisis dan Desain																
Pembuatan Perangkat Lunak																
Uji Coba dan Analisis Hasil																
Dokumentasi																

BAB 4

HASIL UJI COBA DAN EVALUASI

Pada bab ini akan dibahas tentang uji coba pada penelitian ini. Tahapan uji coba dibagi menjadi dua bagian, uji coba parameter kombinasi PSOGA dan uji coba perbandingan metode.

4.1 Uji Coba Parameter PSOGA

Pada uji coba ini, parameter-parameter dari kombinasi PSOGA akan diuji coba untuk mendapatkan nilai yang paling optimal. Ada tiga parameter yang akan dilakukan uji coba yaitu: Inersia, Rasio Kawin Silang, dan Rasio Mutasi. Rentang nilai yang diuji coba terdapat pada Tabel 4.1.

Untuk menghasilkan parameter yang optimal digunakan nilai rata-rata dari sepuluh kali uji coba. Untuk menghasilkan setiap nilai akurasi dengan dua tahap, tahap pertama adalah tahap pembelajaran metode digunakan untuk menghasilkan pemodelan metode klasifikasi dan tahap kedua adalah tahap uji coba dari pemodelan yang telah terbentuk untuk menghasilkan nilai akurasi.

Setiap *dataset* akan dibagi menjadi dua bagian, bagian pertama adalah data latih dan kedua adalah data uji. Data latih digunakan dalam tahap pembelajaran metode dan data uji digunakan untuk tahap uji coba metode. Perbandingan besar data latih dan data uji adalah 2 banding 1.

Menurut Santoso, dkk (2011) Rasio kawin silang digunakan pada operator GA sebagai prosentase besar kawin silang yang akan dilakukan. Semakin tinggi nilai paramter maka kemungkinan terjadi kawin silang semakin besar. Teknik kawin silang yang digunakan adalah teknik kawin silang aritmatik. Nilai-nilai rasio kawin silang yang diuji coba adalah 0.6, 0.7, 0.8, 0.9. Parameter rasio mutasi digunakan pada operator GA. fungsi dari parameter Rasio Mutasi adalah menghitung banyak individu yang mengalami proses mutasi. Misalkan nilai parameter 0.01 berarti ada 1% dari total individu yang mengalami mutasi. Nilai Rasio Mutasi yang diuji coba adalah 0.1 (10%), 0.2 (20%), dan 0.3 (30%). menurut Eberhart, dkk (2000) untuk nilai inersia rentang nilai bervariasi antara 0.4 sampai 0.9. Pada uji coba ini variasi nilai yang dilakukan uji coba adalah 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9.

Pada setiap *dataset* akan dilakukan kombinasi dari tiga parameter tersebut. Total kombinasi yang terjadi adalah 72 kombinasi, nilai ini didapatkan dari 6 nilai parameter Inersia dikalikan dengan 4 nilai parameter Rasio Kawin Silang dan dikalikan dengan 3 nilai parameter Rasio Mutasi. setiap kombinasi akan dilakan 10 kali uji coba untuk mendapatkan nilai akurasi. Jadi total uji coba yang terjadi pada satu *dataset* adalah 720 uji coba.

Tabel 4.1 Parameter PSOGA

Jenis Parameter	Rentang Nilai	Nilai uji Coba
Inersia (w)	0.4 – 0.9	0.4, 0.5, 0.6, 0.7 , 0.8 , 0.9
Rasio Kawin Silang (P_s)	0.6 – 0.9	0.6 , 0.7 , 0.8 , 0.9
Rasio Mutasi (P_m)	0.1 – 0.3	0.1 , 0.2 , 0.3

4.1.1 Uji Coba Parameter *Dataset Iris Flowers*

Pada tahap ini akan dilakukan pencarian nilai optimal dari parameter Inersia, Rasio Kawin Silang, dan Rasio Mutasi pada *dataset Iris Flowers*. Inisilasi variabel terdapat pada Tabel 4.2. Variabel Banyak Individu adalah variabel untuk membentuk jumlah individu yang akan akan dioptimalisasi pada metode kombinasi ANFIS-PSOGA. Maksimum iterasi adalah jumlah maksimum perulangan yang dilakukan.

Tabel 4.2 Inisialisasi Uji Coba Metode *Dataset Iris Flowers*

Nama Variabel	Nilai Variabel
Banyak Individu	30
Maksimum Iterasi	70
Jumlah Fungsi Keanggotaan setiap fitur	3
Jumlah Fitur	4
Jumlah Parameter Premise	24

Pada Tabel 4.3 adalah contoh uji coba parameter pada *dataset Iris Flowers* dengan nilai parameter $w=0.4$, $P=0.6$ dan $P_m=0.1$, 0.2, dan, 0.3. Nilai rata-rata akurasi dan standar deviasi didapatkan dari 10 kali percobaan pada data

latih dan data uji yang sama. Detail seluruh percobaan parameter pada *dataset* ini ada pada Lampiran 1.

Tabel 4.3 Hasil Akurasi (* 100%) dan Standar Deviasi Akurasi Uji Coba *Dataset* Iris Flowers Parameter $w=0.4$, $Ps=0.6$ dan $Pm=0.1, 0.2, 0.3$

$w=0,4$, $Ps=0,6$		$Pm=0,1$	$Pm=0,2$	$Pm=0,3$
Uji Coba ke-	1	0,98	1	0,98
	2	1	0,96	1
	3	1	0,98	0,98
	4	0,98	0,98	0,96
	5	0,98	0,98	1
	6	0,96	0,98	0,98
	7	0,98	1	0,98
	8	0,98	1	0,98
	9	1	1	1
	10	0,96	0,98	0,98
Rata-rata		0,982	0,986	0,984
standar deviasi		0,015	0,013	0,013

Hasil rata-rata seluruh kombinasi parameter dicantumkan pada Tabel 4.4. Hasil dari uji coba yang dilakukan, nilai tertinggi akurasi adalah 99.4%. Nilai tersebut diperoleh dari tiga kombinasi nilai parameter.

Tabel 4.4 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter *Dataset* Iris Flowers

		$w=0,4$	$w=0,5$	$w=0,6$	$w=0,7$	$w=0,8$	$w=0,9$
$ps=0.6$	$pm=0.1$	0,982	0,99	0,988	0,99	0,986	0,99
	$pm=0.2$	0,986	0,988	0,99	0,99	0,984	0,99
	$pm=0.3$	0,984	0,994	0,988	0,988	0,982	0,984
$ps=0.7$	$pm=0.1$	0,986	0,988	0,994	0,988	0,986	0,988
	$pm=0.2$	0,988	0,988	0,99	0,99	0,986	0,988
	$pm=0.3$	0,992	0,99	0,984	0,988	0,99	0,992
$ps=0.8$	$pm=0.1$	0,988	0,992	0,99	0,984	0,986	0,98
	$pm=0.2$	0,99	0,992	0,99	0,986	0,992	0,986
	$pm=0.3$	0,988	0,988	0,988	0,984	0,986	0,984
$ps=0.9$	$pm=0.1$	0,992	0,986	0,99	0,994	0,99	0,98
	$pm=0.2$	0,988	0,99	0,99	0,99	0,992	0,986
	$pm=0.3$	0,986	0,99	0,988	0,984	0,988	0,984

Ketiga kombinasi nilai parameter tersebut juga mempunyai nilai standar deviasi yang sama seperti pada Tabel 4.5. Nilai parameter Ps , Pm , dan w

kombinasi pertama (ANFIS-PSOGA1) adalah 0.6, 0.3, dan 0.5. Kombinasi kedua (ANFIS-PSOGA2) adalah 0.7, 0.1, dan 0.6. Kombinasi ketiga (ANFIS-PSOGA3) adalah 0.9, 0.1, dan 0.7. Ketiga kombinasi ini nantinya akan digunakan pada perbandingan dengan metode ANFIS, ANFIS-GA dan ANFIS-PSO *dataset* Iris Flower.

4.1.2 Uji Coba Parameter Haberman

Sebelum melakukan uji coba parameter *dataset* Haberman ini ada beberapa variabel yang perlu diinisialisasi seperti pada Tabel 4.6. Jumlah individu yang akan dibangkitkan pada metode ANFIS-PSOGA ini adalah 30 individu. Maksimum iterasi yang digunakan pada uji coba ini sebanyak 70 kali iterasi. Fitur yang terdapat pada *dataset* ini sebanyak 3 fitur, jumlah fungsi keanggotaan setiap fitur adalah 3 jadi total terdapat 9 fungsi keanggotaan. Setiap fungsi keanggotaan dibentuk dari 2 nilai parameter, jadi total terdapat 18 nilai parameter *premise*.

Tabel 4.5 Hasil Standar Deviasi Akurasi Uji Coba Seluruh Parameter *Dataset* Iris Flowers

		w=0.4	w=0.5	w=0.6	w=0.7	w=0.8	w=0.9
ps=0.6	pm=0.1	0,015	0,011	0,014	0,011	0,013	0,011
	pm=0.2	0,013	0,014	0,011	0,011	0,013	0,011
	pm=0.3	0,013	0,010	0,010	0,010	0,015	0,013
ps=0.7	pm=0.1	0,016	0,014	0,010	0,010	0,013	0,010
	pm=0.2	0,010	0,010	0,011	0,011	0,010	0,014
	pm=0.3	0,010	0,011	0,013	0,010	0,011	0,010
ps=0.8	pm=0.1	0,010	0,010	0,011	0,016	0,010	0,013
	pm=0.2	0,011	0,010	0,011	0,010	0,010	0,013
	pm=0.3	0,010	0,010	0,010	0,016	0,010	0,008
ps=0.9	pm=0.1	0,010	0,013	0,011	0,010	0,011	0,013
	pm=0.2	0,010	0,011	0,011	0,011	0,010	0,013
	pm=0.3	0,010	0,011	0,010	0,016	0,014	0,008

Uji coba yang dilakukan bertujuan untuk mencari nilai optimal dari parameter Inersia, Rasio Kawin Silang, dan Rasio Mutasi. Nilai-nilai parameter tersebut seperti pada Tabel 4.1. Untuk menghasilkan rata-rata akurasi uji coba dilakukan sebanyak 10 kali, seperti pada Tabel 4.7 adalah hasil uji coba untuk nilai parameter $Ps=0.6$, $w=0.4$ dan $Pm=0.1, 0.2, 0.3$. Setelah melakukan uji coba

sebanyak sepuluh kali maka menghasilkan rata-rata akurasi dan standar deviasi. Seluruh hasil uji coba parameter pada *dataset* Haberman terdapat pada Lampiran 2.

Tabel 4.6 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter *Dataset* Haberman

Nama Variabel	Nilai Variabel
Banyak Individu	30
Maksimum iterasi	70
Jumlah Fungsi Keanggotaan setiap fitur	3
Jumlah Fitur	3
Jumlah Parameter Premise	18

Hasil rata-rata akurasi tertinggi dari uji coba seluruh parameter pada *dataset* Haberman adalah 75.98%, hasil ini diperoleh dari uji coba dari kombinasi parameter $w=0.5$, $P_s=0.9$ dan $P_m=0.3$ seperti pada Tabel 4.8. Kombinasi nilai parameter-parameter tersebut yang akan merupakan nilai parameter Inersia, Rasio Kawin Silang, dan Rasio Mutasi yang akan digunakan pada metode ANFIS-PSOGA pada uji coba perbandingan dengan metode ANFIS, ANFIS-GA dan ANFIS-PSO.

Tabel 4.7 Hasil Uji Coba *Dataset* Haberman Parameter $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1, 0.2, 0.3$

$w=0.4$ $P_s=0.6$		$P_m=0.1$	$P_m=0.2$	$P_m=0.3$
Uji Coba ke-	1	0,7549	0,7549	0,7451
	2	0,7157	0,7451	0,7059
	3	0,7647	0,7451	0,7353
	4	0,7549	0,7549	0,7549
	5	0,7549	0,7549	0,8137
	6	0,7549	0,7353	0,7157
	7	0,7353	0,7451	0,7353
	8	0,7451	0,7451	0,7353
	9	0,7255	0,7647	0,7647
	10	0,7549	0,7059	0,7549
Rata-rata Akurasi (*100%)		0,7461	0,7451	0,7461
Standar Deviasi Akurasi		0,0156	0,0160	0,0298

Tabel 4.8 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh kombinasi Parameter *Dataset* Haberman

		$w=0.4$	$w=0.5$	$w=0.6$	$w=0.7$	$w=0.8$	$w=0.9$
$ps=0.6$	$pm=0.1$	0,7461	0,7412	0,7441	0,7392	0,7412	0,7422
	$pm=0.2$	0,7451	0,7402	0,7412	0,7500	0,7549	0,7382
	$pm=0.3$	0,7461	0,7539	0,7373	0,7431	0,7363	0,7333
$ps=0.7$	$pm=0.1$	0,7412	0,7500	0,7343	0,7441	0,7422	0,7431
	$pm=0.2$	0,7441	0,7461	0,7490	0,7510	0,7382	0,7422
	$pm=0.3$	0,7461	0,7461	0,7000	0,7441	0,7304	0,7382
$ps=0.8$	$pm=0.1$	0,7451	0,7431	0,7559	0,7480	0,7392	0,7480
	$pm=0.2$	0,7539	0,7441	0,7373	0,7412	0,7392	0,7490
	$pm=0.3$	0,7480	0,7559	0,7157	0,7431	0,7441	0,7392
$ps=0.9$	$pm=0.1$	0,7480	0,7490	0,7382	0,7441	0,7382	0,7471
	$pm=0.2$	0,7431	0,7539	0,7539	0,7392	0,7373	0,7500
	$pm=0.3$	0,7333	0,7598	0,7500	0,7480	0,7412	0,7441

4.1.3 Uji Coba Parameter *Dataset* Vertebral

Untuk mendapatkan pemodelan klasifikasi ANFIS-PSOGA yang optimal maka perlu dicari nilai parameter-parameter pembentuk pemodelan ini. Parameter-parameter pembentuk pada pemodelan klasifikasi ANFIS-PSOGA adalah parameter Inersia, Parameter Rasio Mutasi, dan Parameter Rasio Kawin Silang. Dikarenakan pembentukan individu pada metode ini dibentuk dengan angka acak, maka untuk mengukur pemodelan yang optimal digunakan nilai rata-rata dari 10 nilai akurasi. Untuk mendapatkan nilai akurasi program akan dijalankan pada data uji, data latih dan variabel yang sama.

Variabel-variabel yang digunakan diinisialisasi seperti pada Tabel 4.9. Jumlah individu yang digunakan adalah 30, maksimum iterasi yang digunakan sebanyak 70 iterasi, dan jumlah fungsi keanggotaan untuk masing-masing fitur adalah 3. Fitur yang terdapat pada *dataset* ini adalah 6, sehingga total fungsi keanggotaan yang terbentuk adalah 18 fungsi keanggotaan. Setiap fungsi keanggotaan dibentuk dari dua parameter, maka terdapat 36 parameter. Parameter ini yang disebut dengan parameter premise yang nantinya akan dioptimasi dengan kombinasi dari algoritma PSO dan algoritma GA.

Tabel 4.9 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter *Dataset* Vertebral

Nama Variabel	Nilai Variabel
Banyak Individu	30
Maksimum iterasi	70
Jumlah Fungsi Keanggotaan setiap fitur	3
Jumlah Fitur	6
Jumlah Parameter Premise	36

Tabel 4.10 Hasil Uji Coba *Dataset* Vertebral Parameter $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1, 0.2, 0.3$

$P_s=0.6$ $P_m=0.1$		$w=0.4$	$w=0.5$	$w=0.6$	$w=0.7$	$w=0.8$	$w=0.9$
percobaan ke-	1	0,6505	0,8155	0,8447	0,8544	0,8447	0,8155
	2	0,6408	0,6505	0,8447	0,8544	0,8544	0,8544
	3	0,6505	0,8544	0,8058	0,8738	0,8447	0,8544
	4	0,6505	0,6505	0,8447	0,8544	0,8447	0,8252
	5	0,6699	0,6505	0,8155	0,8544	0,8544	0,8155
	6	0,6505	0,6602	0,8155	0,8738	0,8350	0,8544
	7	0,6505	0,6505	0,6505	0,8350	0,8447	0,8544
	8	0,6505	0,6505	0,8544	0,8252	0,8447	0,8058
	9	0,6505	0,6505	0,6505	0,8641	0,8447	0,8544
	10	0,8252	0,8544	0,8350	0,8447	0,8350	0,8447
rata-rata akurasi (100%)		0,6689	0,7087	0,7961	0,8534	0,8447	0,8379
standar deviasi akurasi		0,0554	0,0922	0,0783	0,0155	0,0065	0,0200

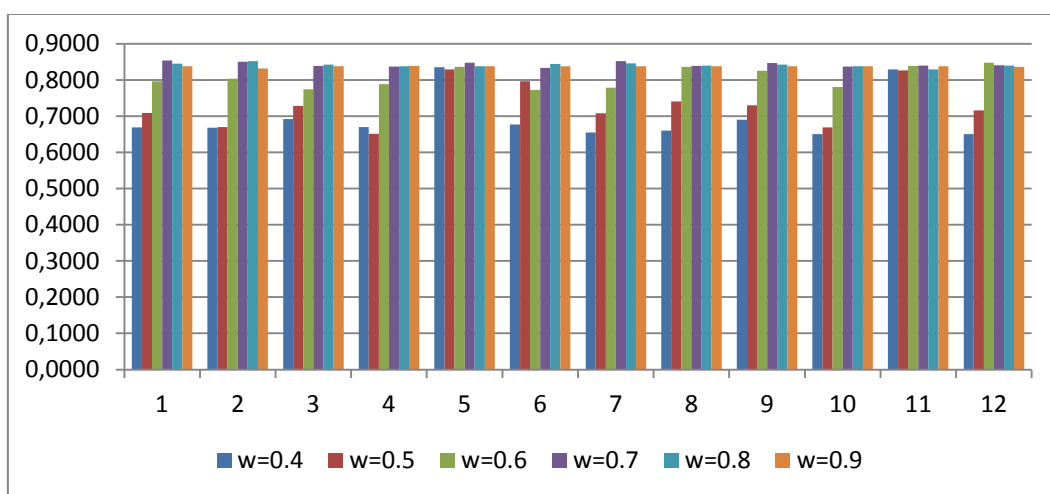
Uji coba terhadap parameter $P_m=0.1$, $P_s=0.6$ dan semua nilai w (0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 0.9) disajikan pada Tabel 4.10. Pada tabel tersebut terdapat percobaan hingga 10 kali dan menghasilkan 10 nilai akurasi pada maing-masing kombinasi. Sebagai contoh, Pada baris pertama dari tabel ini adalah kombinasi $w=0.4$, $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1$. Kombinasi tersebut menghasilkan nilai rata-rata akurasi sebesar 66.89% dan standar deviasi sebesar 0.0554 dari 10 kali percobaan. Semua kombinasi nilai dilakukan dengan cara yang sama seperti pada Tabel 4.10 dan semua detail hasil uji coba disajikan pada Lampiran 3.

Nilai rata-rata seluruh kombinasi ditampilkan dalam pada Tabel 4.11. Nilai rata-rata akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 85.34% dan nilai rata-rata akurasi

terendah adalah 65.05%. Pada uji coba ini terdapat suatu pola terhadap parameter Inersia (w) seperti pada Gambar 4.1, nilai tertinggi diperoleh dari kombinasi dengan nilai $w=0.7$ atau $w=0.8$. Seperti pola yang terbentuk, kombinasi dengan nilai tertinggi adalah dengan nilai $w=0.7$ dikombinasikan dengan $P_s=0.6$ dan $P_m=0.1$. Pemodelan ANFIS-PSOGA dengan kombinasi nilai parameter Inersia sebesar 0.7, Rasio Kawin Silang sebesar 0.6 dan Rasio Mutasi sebesar 0.1 akan dilakukan perbandingan metode dengan ANFIS, ANFIS-PSO dan ANFIS-GA pada *dataset* Vertebral.

Tabel 4.11 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Kombinasi Parameter *Dataset* Vertebral

		w=0.4	w=0.5	w=0.6	w=0.7	w=0.8	w=0.9
ps=0.6	pm=0.1	0,6689	0,7087	0,7961	0,8534	0,8447	0,8379
	pm=0.2	0,6680	0,6699	0,8029	0,8505	0,8515	0,8311
	pm=0.3	0,6922	0,7282	0,7738	0,8388	0,8417	0,8379
ps=0.7	pm=0.1	0,6699	0,6515	0,7883	0,8369	0,8379	0,8388
	pm=0.2	0,8350	0,8291	0,8359	0,8476	0,8379	0,8379
	pm=0.3	0,6767	0,7961	0,7718	0,8330	0,8437	0,8379
ps=0.8	pm=0.1	0,6544	0,7078	0,7786	0,8515	0,8456	0,8379
	pm=0.2	0,6602	0,7408	0,8359	0,8388	0,8398	0,8379
	pm=0.3	0,6903	0,7301	0,8252	0,8466	0,8417	0,8379
ps=0.9	pm=0.1	0,6505	0,6689	0,7806	0,8369	0,8379	0,8379
	pm=0.2	0,8291	0,8262	0,8388	0,8398	0,8291	0,8379
	pm=0.3	0,6505	0,7155	0,8476	0,8408	0,8398	0,8359



Gambar 4.1 Pengaruh Parameter Inersia (w) Terhadap Rata-rata Akurasi Uji Coba Parameter Seluruh Kombinasi

4.1.4 Uji Coba Parameter *Dataset* Banana

Dataset Banana merupakan *dataset* dengan data paling banyak. Beberapa variabel yang perlu diinisialisasi dicantumkan pada Tabel 4.12. Banyak individu adalah jumlah total individu yang akan dibangkitkan. Maksimum iterasi yang dilakukan adalah 50 iterasi. Jumlah parameter premise yang dilakukan optimasi adalah 12, nilai ini berasal dari jumlah fungsi keanggotaan setiap fitur dikalikan dengan jumlah fitur dan dikalikan dua. Dikalikan 2 karena setiap fungsi keanggotaan dibentuk dari 2 parameter yang berbeda.

Tabel 4.12 Insialisasi Variabel Uji Coba Parameter *Dataset* Banana

Nama Variabel	Nilai Variabel
Banyak Individu	20
Maksimum iterasi	50
Jumlah Fungsi Keanggotaan setiap fitur	3
Jumlah Fitur	2
Jumlah Parameter Premise	12

Tabel 4.13 Hasil Uji Coba Parameter *Dataset* Banana Dengan $P_s=0.6$, $P_m=0.1$ dan seluruh nilai $w(0.4 \text{ sampai } 0.9)$

$P_s=0.6$	$P_m=0.1$	$w=0.4$	$w=0.5$	$w=0.6$	$w=0.7$	$w=0.8$	$w=0.9$
percobaan ke-	1	0,7678	0,7673	0,6127	0,5725	0,7288	0,5504
	2	0,7797	0,7627	0,6048	0,6206	0,6370	0,5504
	3	0,7129	0,6331	0,7582	0,6093	0,7548	0,5504
	4	0,6665	0,7865	0,5895	0,7384	0,5504	0,7412
	5	0,7735	0,6602	0,7214	0,6433	0,5504	0,7627
	6	0,6280	0,6257	0,6031	0,7503	0,5872	0,5504
	7	0,6359	0,5804	0,6444	0,7293	0,5583	0,5504
	8	0,5515	0,7729	0,6263	0,6455	0,7401	0,7684
	9	0,5521	0,7537	0,5130	0,6076	0,5504	0,6699
	10	0,7123	0,6178	0,6285	0,5351	0,7525	0,5504
rata-rata		0,6780	0,6960	0,6302	0,6452	0,6410	0,6245
standar deviasi		0,0858	0,0793	0,0683	0,0727	0,0927	0,0991

Hasil uji coba untuk mencari parameter yang optimal dilakukan dengan 10 kali percobaan. Seperti pada Tabel 4.13 adalah contoh hasil dari uji coba dengan nilai parameter $P_s=0.6$, $P_m=0.1$ dan seluruh nilai w . Hasil lengkap seluruh

kombinasi nilai parameter ditampilkan pada Lampiran 4. Berdasarkan hasil pada Tabel 4.13, Nilai rata-rata akurasi tertinggi dari 10 kali percobaan adalah 69.60% dan nilai terendah 62.41%. Nilai rata-rata akurasi tertinggi didapatkan dari kombinasi nilai parameter $P_s=0.6$, $P_m=0.1$ dan $w=0.5$.

Untuk rekapitulasi nilai rata-rata akurasi semua kombinasi parameter ditampilkan pada Tabel 4.14. Total kombinasi yang terjadi adalah 72 kombinasi. Dari 72 nilai tersebut, nilai akurasi paling tinggi diperoleh dari nilai parameter $P_s=0.7$, $P_m=0.2$ dan $w=0.4$ dengan nilai 73.35%. Kombinasi nilai parameter tersebut yang digunakan sebagai nilai parameter PSOGA pada uji coba perbandingan dengan metode-metode klasifikasi yang lain pada *dataset* Banana.

Tabel 4.14 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Kombinasi Parameter *Dataset* Banana

		w=0.4	w=0.5	w=0.6	w=0.7	w=0.8	w=0.9
ps=0.6	pm=0.1	0,6780	0,6960	0,6302	0,6452	0,6410	0,6245
	pm=0.2	0,6920	0,6735	0,6492	0,7318	0,6683	0,6911
	pm=0.3	0,7068	0,7060	0,6747	0,6788	0,7054	0,6455
ps=0.7	pm=0.1	0,6196	0,6679	0,6874	0,6219	0,6456	0,6070
	pm=0.2	0,7335	0,6754	0,6751	0,6896	0,6216	0,6704
	pm=0.3	0,6971	0,7145	0,6690	0,7144	0,6695	0,6774
ps=0.8	pm=0.1	0,6575	0,6975	0,6497	0,6821	0,6747	0,6925
	pm=0.2	0,6578	0,6940	0,6913	0,6853	0,6767	0,6421
	pm=0.3	0,7038	0,7043	0,7099	0,6760	0,6575	0,6452
ps=0.9	pm=0.1	0,6173	0,6476	0,7144	0,6983	0,6935	0,6533
	pm=0.2	0,6790	0,7009	0,7099	0,6977	0,6524	0,6828
	pm=0.3	0,6650	0,6525	0,7106	0,6827	0,6881	0,7163

4.2 Uji Coba Perbandingan Metode

Pada bagian uji coba perbandingan metode dilakukan perbandingan beberapa metode yaitu: ANFIS tradisional dengan algoritma pembelajaran GD dan LSE (ANFIS), ANFIS dengan algoritma pembelajaran GA dan LSE (ANFIS-GA), ANFIS dengan algoritma pembelajaran PSO dan LSE (ANFIS-PSO), dan ANFIS dengan algoritma pembelajaran modifikasi kombinasi PSOGA dan LSE (ANFIS-PSOGA).

Proses awal pada uji coba perbandingan metode ini adalah *dataset* akan terlebih dahulu dilakukan pengacakan urutan data, proses ini digunakan untuk

penyebaran data lebih yang lebih baik. Pada setiap uji coba akan dilakukan teknik *K-Fold cross validation*. *K-Fold cross validation* adalah teknik membagi data menjadi K bagian. Program akan dijalankan sebanyak K , dengan variasi data uji dan data latih yang berbeda. Untuk satu kali uji coba yang dilakukan menghasilkan sebanyak nilai K akurasi.

4.2.1 Uji Coba Perbandingan Metode pada *Dataset Iris Flowers*

Bagian ini adalah uji coba perbandingan metode ANFIS, ANFIS-PSO, ANFIS-GA, ANFIS-PSOGA1, ANFIS-PSOGA2, dan ANFIS-PSOGA3 terhadap *dataset Iris Flowers*. Pada uji coba untuk menentukan parameter PSOGA ditemukan bahwa terdapat 3 kombinasi dengan nilai yang terbaik dan standar deviasi yang sama. Nilai parameter P_s , P_m , w kombinasi pertama (ANFIS-PSOGA1) adalah 0.6, 0.3, 0.5. Kombinasi kedua (ANFIS-PSOGA2) adalah 0.7, 0.1, 0.6. Kombinasi ketiga (ANFIS-PSOGA3) adalah 0.9, 0.1, 0.7.

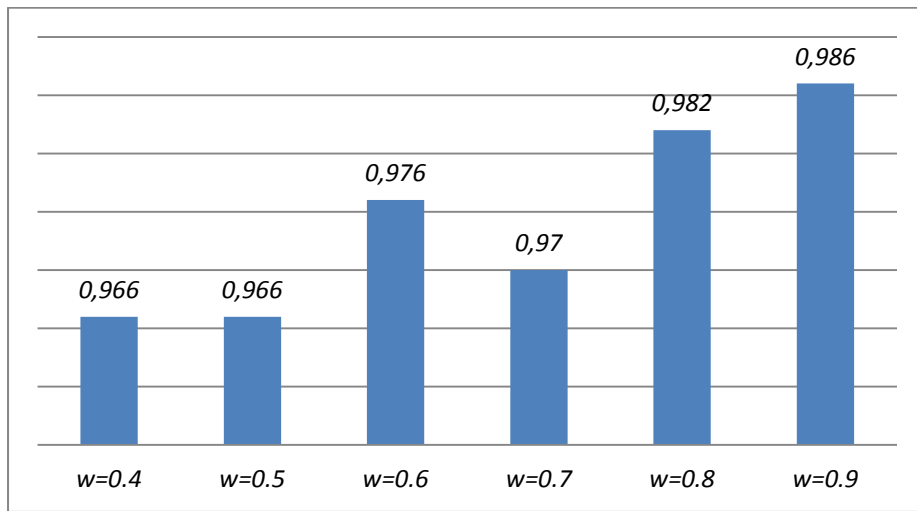
Pada Metode ANFIS-PSO dan ANFIS-GA ada parameter- parameter yang harus dilatih untuk mendapatkan nilai terbaik. Hasil 10 kali uji coba parameter Inersia (w) metode ANFIS-PSO pada *dataset Iris Flowers* dapat dilihat pada Tabel 4.15. Pada uji coba tersebut nilai-nilai parameter inersia yang diujikan adalah 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8 dan 0.9. Nilai rata-rata akurasi tertinggi adalah 98.6% diperoleh dari nilai w terbesar yaitu 0.9 seperti pada Gambar 4.2. Nilai rata-rata akurasi terendah adalah 96.6% diperoleh dari nilai w paling kecil yaitu 0.4.

Tabel 4.15 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-PSO Pada *Dataset Iris Flowers*

Inersia	Uji Coba ke -										rata-rata
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
$w=0.4$	0,98	0,96	0,96	0,96	0,98	0,96	0,98	0,96	0,96	0,96	0,966
$w=0.5$	0,96	0,96	0,96	1	0,96	0,98	0,96	0,96	0,96	0,96	0,966
$w=0.6$	0,98	0,96	0,96	0,96	0,98	1	1	0,98	0,98	0,96	0,976
$w=0.7$	0,98	0,96	0,96	0,98	0,96	1	0,96	0,96	0,96	0,98	0,97
$w=0.8$	0,98	0,98	1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,96	0,98	0,982
$w=0.9$	0,98	0,96	1	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,986

Pada Tabel 4.16 adalah hasil akurasi uji coba parameter metode ANFIS-GA pada *dataset Iris Flowers*. Parameter yang akan dicari nilai optimal adalah Rasio Kawin Silang (P_s) dan Rasio Mutasi (P_m). Untuk nilai-nilai P_s yang akan dilakukan uji

coba adalah 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9 sedangkan nilai-nilai P_m yang diuji coba adalah 0.1, 0.2 dan 0.3. Hasil yang didapatkan pada Tabel 4.6 adalah rata-rata dari 10 kali percobaan dari masing-masing kombinasi parameter Rasio Kawin Silang dan parameter Rasio Mutasi. detail hasil setiap percobaan ada pada Lampiran 5. Nilai akurasi terbaik adalah 98% diperoleh dari 2 kombinasi nilai. Kombinasi pertama adalah P_s 0.6 dan P_m 0.2 sedangkan kombinasi kedua P_s 0.8 dan P_m 0.2. Kombinasi yang digunakan adalah kombinasi yang pertama dengan P_s 0.6 dan P_m 0.2 karena mempunyai nilai standart deviasi lebih kecil dibandingkan kombinasi kedua yaitu 0



Gambar 4.2 Hasil Rata-rata Akurasi (*100%) Parameter Inersia (w) Pada *Dataset* Iris Flowers

Tabel 4.16 Hasil Uji Coba Parameter ANFIS-GA Pada *Dataset* Iris Flowers

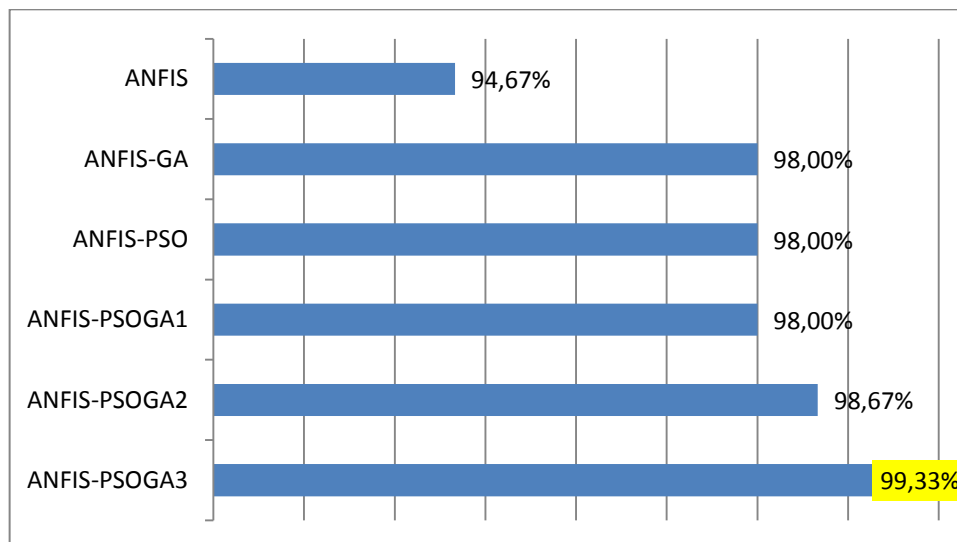
	$P_m=0.1$		$P_m=0.2$		$P_m=0.3$	
	Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi	Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi	Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
$P_s=0.6$	0,9700	0,0145	0,9800	0,0000	0,9720	0,0100
$P_s=0.7$	0,9680	0,0100	0,9760	0,0133	0,9780	0,0067
$P_s=0.8$	0,9680	0,0105	0,9800	0,0100	0,9760	0,0133
$P_s=0.9$	0,9720	0,0100	0,9760	0,0133	0,9780	0,0067

Tahap uji coba perbandingan metode *dataset* Iris Flowers terdapat 6 metode yang dibandingkan yaitu ANFIS, ANFIS-GA, ANFIS-PSO, ANFIS-PSOGA1 ($P_s=0.6$, $P_m=0.3$, dan $w=0.5$), ANFIS-PSOGA2 ($P_s=0.7$, $P_m=0.1$, dan $w=0.6$), ANFIS-PSOGA3. ($P_s=0.9$, $P_m=0.1$, dan $w=0.7$) Percobaan ini

menggunakan *3K-Fold* artinya akan terdapat 3 percobaan dengan data latih dan data uji yang berbeda. Tabel 4.17 adalah uji coba ke 1 dari 5 uji coba yang dilakukan. Semua uji coba dilakukan proses yang sama seperti pada uji coba ke-1. Detail dari semua hasil uji coba ada pada lampiran 6.

Tabel 4.17 Hasil Uji Coba ke-1 perbandingan metode Dengan 3-Fold Pada *Dataset Iris Flowers*

Metode	Percobaan ke -		
	Akurasi (100%) k1	Akurasi (100%) k2	Akurasi (100%) k3
ANFIS	0,9200	0,9400	0,9800
ANFIS-GA	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSO	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSOGA1	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSOGA2	1,0000	0,9800	0,9800
ANFIS-PSOGA3	0,9800	1,0000	1,0000



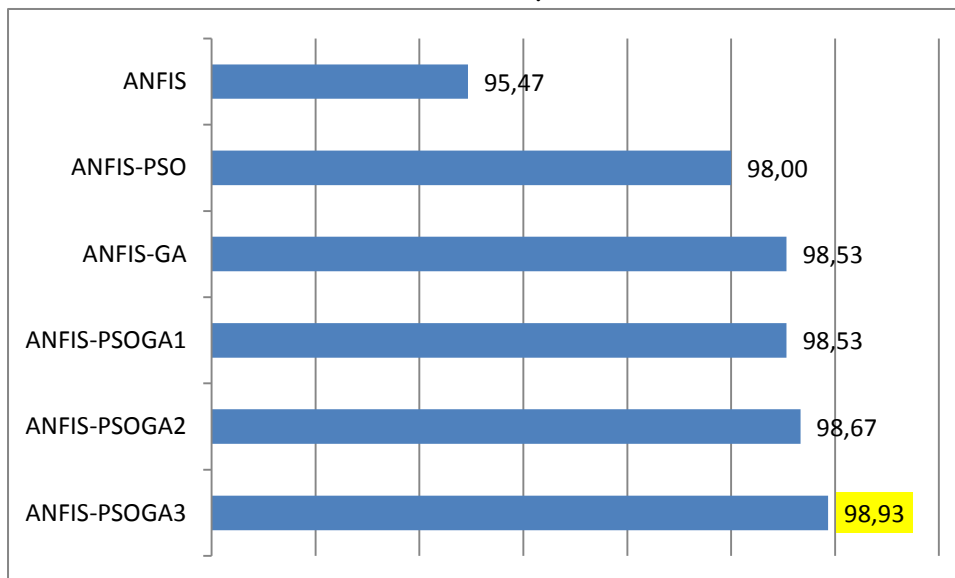
Gambar 4.3 Hasil Rata-rata Akurasi Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset Iris Flowers*

Nilai Rata-rata dari tiga kali percobaan (k1,k2 dan k3) dari masing-masing metode disajikan dalam grafik seperti pada Gambar 4.3. Berdasarkan grafik tersebut pada uji coba pertama nilai terbaik diperoleh oleh metode ANFIS-PSOGA3 dengan nilai rata-rata akurasi 99.33%. Nilai rata-rata akurasi terendah didapatkan dari metode ANFIS tradisional dengan nilai 94.67%. ANFIS-GA dan ANFIS-PSO mempunyai nilai rata-rata akurasi yang sama yaitu 98%.

Semua hasil rata-rata akurasi pada setiap uji coba perbandingan metode-metode klasifikasi tersebut dengan *3Fold cross validation* ada pada Tabel 4.18. Setiap metode mempunyai 5 nilai rata-rata akurasi dari 5 kali uji coba yang sudah dilakukan. Nilai akurasi tertinggi adalah 100%, nilai ini diperoleh dari uji coba ke-2 pada metode ANFIS-PSOGA3. Sedangkan nilai akurasi terendah adalah 94%, nilai ini diperoleh dari uji coba ke-5 pada metode ANFIS.

Tabel 4.18 Rakapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode Dengan 3-Fold Pada *Dataset Iris Flowers*

Metode	uji coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,9467	0,9467	0,9800	0,9600	0,9400
ANFIS-GA	0,9800	0,9933	0,9800	0,9800	0,9933
ANFIS-PSO	0,9800	0,9933	0,9800	0,9667	0,9800
ANFIS-PSOGA1	0,9800	0,9933	0,9733	0,9867	0,9933
ANFIS-PSOGA2	0,9867	0,9933	0,9800	0,9800	0,9933
ANFIS-PSOGA3	0,9933	1,0000	0,9800	0,9867	0,9867



Gambar 4.4 Hasil Rata-rata Akurasi pada Iris Flowers dengan K-Fold 3

Gambar 4.4 merupakan hasil rata-rata dari semua uji coba untuk setiap metode. Secara keseluruhan hasil, semua metode klasifikasi yang diuji coba mempunyai hasil yang cukup bagus yaitu diatas 90%. Nilai terendah diperoleh dari metode ANFIS tradisional dengan nilai rata-rata akurasi 95.47%. Metode ANFIS dengan optimasi algoritma GA (ANFIS-GA) dan Metode ANFIS dengan optimasi algoritma PSO (ANFIS-PSO) menghasilkan nilai rata-rata akurasi

98.53% dan 98.00%. ANFIS dengan Algoritma GA lebih baik 0.55% dari ANFIS dengan algoritma PSO. Sedangkan metode yang diusulkan, ANFIS dengan modifikasi kombinasi algoritma PSO dan GA (ANFIS-PSOGA) menghasilkan nilai sama dan lebih baik dari metode sebelumnya. Nilai dari ANFIS-PSOGA1, ANFIS-PSOGA2 dan PSOGA3 adalah 98.53%, 98.67% dan 98.93%. ANFIS-PSOGA1 dengan kombinasi nilai parameter P_s 0.9, P_m 0.1 dan inersia 0.7. Secara umum hasil yang diperoleh metode ANFIS dengan algoritma optimasi evolusi (GA atau PSO) memperoleh hasil rata-rata akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan tradisional ANFIS.

Uji coba perbandingan metode-metode dengan *10-Fold Cross Validation* dilakukan sebanyak 5 kali uji coba. Uji Coba ke-1 seperti pada Tabel 4.19 terdapat 10 nilai akurasi (k1 sampai dengan k10) untuk masing-masing metode. Keseluruhan uji coba disajikan pada Lampiran 7. Rata-rata akurasi adalah nilai rata-rata dari akurasi k1 sampai dengan k10, standar deviasi akurasi juga dihitung dari nilai akurasi k1 sampai dengan k10. Pada uji coba tersebut nilai rata-rata akurasi paling tinggi diperoleh dari ANFIS-PSOGA3 yaitu 100% dengan standar deviasi akurasi adalah 0,00. Seperti dilihat pada tabel dengan metode ANFIS-PSOGA3 nilai K1 sampai dengan K10 menghasilkan nilai akurasi 100%.

Tabel 4.19 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-2 Perbandingan Metode *Dataset* Iris Flowers dengan *10-Fold*

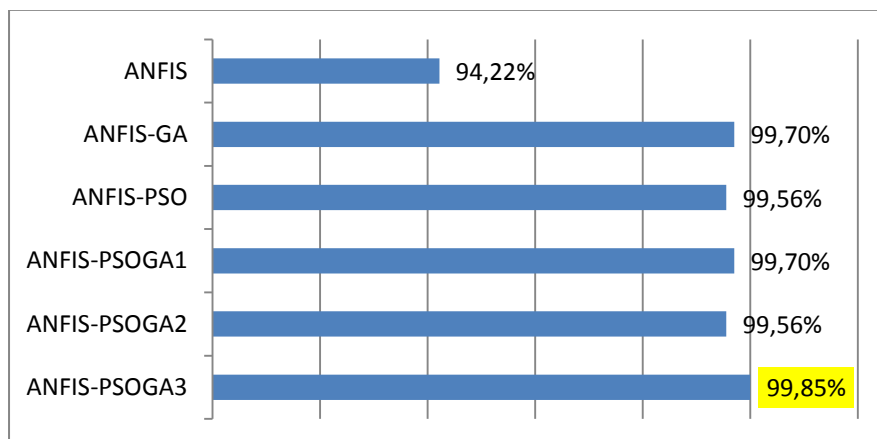
Metode		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO	ANFIS-PSOGA1	ANFIS-PSOGA2	ANFIS-PSOGA3
Uji Coba ke-2	k1	1	1	1	1	1	1
	k2	0,933	1	1	1	1	1
	k3	0,933	1	1	1	1	1
	k4	0,866	1	1	1	1	1
	k5	0,933	1	1	1	1	1
	k6	0,933	1	1	1	1	1
	k7	1	1	1	1	1	1
	k8	1	1	1	1	1	1
	k9	0,933	1	1	1	0,933	1
	k10	0,933	1	1	1	1	1
Rata-rata		0,9481	1,0000	1,0000	1,0000	0,9926	1,0000
Standar Deviasi		0,0422	0,0000	0,0000	0,0000	0,0211	0,0000

Nilai rata-rata akurasi seluruh uji coba perbandingan metode dijadikan dalam satu tabel rekapitulasi seperti pada Tabel 4.20. Masing-masing metode akan mempunyai 5 nilai rata-rata akurasi. Total nilai yang berada pada tabel ini adalah 30 nilai rata-rata akurasi. Nilai rata-rata akurasi tertinggi adalah 100%. Nilai rata-rata akurasi terendah adalah 86.7%, nilai ini hanya diperoleh dari metode ANFIS.

Hasil rata-rata akurasi dari semua uji coba yang telah dilakukan kemudian dirata-rata kembali, hasil dari rata-rata ini digambarkan dalam grafik seperti pada Gambar 4.5. ANFIS-PSOGA3 mempunyai nilai akurasi 99.85%, berarti semua uji hanya ada satu data yang tidak terklasifikasi. Terpaut 0.15% dari ANFIS-PSOGA1 dan ANFIS-GA menghasilkan nilai akurasi 99.70%. Nilai dari ANFIS-PSO tidak lebih baik dari ANFIS-GA dan ANFIS-PSOGA yaitu dengan 99.56%, selisih 0.54% dan 0.14%. Sedangkan ANFIS tradisional menghasilkan nilai yang paling rendah dengan nilai akurasi sebesar 94.22%.

Tabel 4.20 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode *Dataset Iris Flowers* dengan *10-Fold*

Metode	Uji Coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,9407	0,9481	0,9407	0,9481	0,9333
ANFIS-GA	0,9852	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
ANFIS-PSO	0,9852	1,0000	1,0000	0,9926	1,0000
ANFIS-PSOGA1	0,9926	1,0000	1,0000	0,9926	1,0000
ANFIS-PSOGA2	0,9926	0,9926	1,0000	0,9926	1,0000
ANFIS-PSOGA3	0,9926	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000



Gambar 4.5 Hasil Rata-rata Akurasi Semua Uji Coba Perbandingan Metode *Dataset Iris Flowers* dengan *10K-Fold*

Waktu komputasi semua metode terhadap nilai parameter Banyak Individu disajikan pada Tabel 4.21. Parameter Banyak Individu adalah total individu yang terbentuk untuk dilakukan optimasi. Pengaturan nilai parameter ini bernilai 10 dan proses selanjutnya nilai parameter akan ditambahkan 10 sampai nilai parameter ini adalah 100. Setiap metode akan mempunyai 10 nilai waktu komputasi dari setiap perubahan individu dengan 70 iterasi, nilai-nilai tersebut ditampilkan pada Tabel 4.21. Waktu komputasi paling cepat dimiliki oleh ANFIS dengan waktu rata-rata 0.3 detik. Dengan 100 individu dan 70 iterasi, ANFIS-GA dan ANFIS-PSO memiliki waktu komputasi yang hampir sama yaitu 58.1 detik dan 57.9 detik atau lebih baik ANFIS-PSO 0.2 detik. Sedangkan ANFIS-PSOGA mempunyai waktu paling lama, dengan 100 individu dan 70 iterasi waktu yang dibutuhkan adalah 147.5 detik. Selisih waktu ANFIS-PSOGA dengan ANFIS-PSO/ANFIS-GA sekitar 90 detik, atau 150% lebih lama dari ANFIS-GA/ANFIS-PSO. Pada Gambar 4.6, peningkatan waktu komputasi yang cukup signifikan adalah ANFIS-PSOGA dengan rata-rata waktu 13 detik untuk setiap perubahan nilai individu. Sedangkan rata-rata waktu peningkatan ANFIS-PSO/ANFIS-GA adalah 5.3 detik.

Waktu komputasi pada perubahan nilai iterasi disajikan untuk semua metode-metode klasifikasi ditampilkan pada Tabel 4.22. Iterasi yang ujikan waktu komputasinya adalah 10 sampai 50, dengan penambahan 10 iterasi disetiap perulangan. Waktu tercepat pada uji coba ini adalah ANFIS, Selanjutnya adalah ANFIS-GA, ANFIS-PSO dan ANFIS-PSOGA. Grafik pengaruh perubahan nilai iterasi dengan 30 individu seperti pada Gambar 4.7, mempunyai pola yang sama dengan grafik pengaruh nilai perubahan individu. Rata-rata prosentasi selisih waktu ANFIS-PSOGA dan ANFIS-PSO/ANFIS-GA adalah 150%.

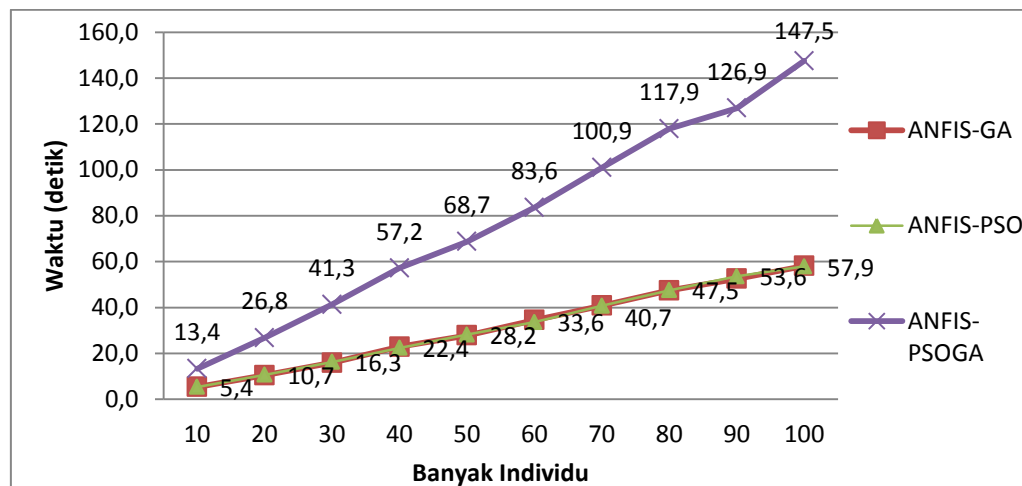
Tabel 4.21 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada *Dataset Iris Flowers*

Metode	Individu									
	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100
ANFIS-GA	5,4	10,5	15,9	22,9	27,9	34,6	40,8	47,4	52,5	58,1
ANFIS-PSO	5,4	10,7	16,3	22,4	28,2	33,6	40,7	47,5	53,6	57,9
ANFIS-PSOGA	13,4	26,8	41,3	57,2	68,7	83,6	100,9	117,9	126,9	147,5

Pada uji coba perbandingan metode dengan *dataset* Iris Flowers ini hasil terbaik diperoleh dari metode ANFIS-PSOGA3 (ANFIS dengan modifikasi kombinasi PSO dan GA menggunakan nilai $P_s=0.9$, $P_m=0.1$ dan $w=0.7$) lebih bagus jika dibandingkan dari metode-metode pendahulunya (ANFIS, ANFIS-PSO, ANFIS-GA) dengan *3K-Fold* atau *10K-Fold*. Waktu komputasi yang dibutuhkan ANFIS-PSOGA dengan *10K-Fold* adalah kurang lebih 410 detik, sedangkan waktu komputasi ANFIS-PSO/ANFIS-GA kurang lebih 160 detik atau 150% lebih cepat dari ANFIS-PSOGA. ANFIS tradisional mempunyai waktu komputasi sekitar 20 detik atau lebih cepat 20 kali lebih cepat dari ANFIS-PSOGA dan lebih cepat 8 kali dari ANFIS-PSO/ANFIS-GA

Tabel 4.22 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 individu pada *Dataset* Iris Flowers

Metode	Iterasi						
	30	40	50	60	70	80	90
ANFIS	1,7	0,3	0,2	0,2	0,2	0,3	0,3
ANFIS-GA	6,1	8,1	10,1	12,7	16,0	17,6	20,1
ANFIS-PSO	6,7	8,3	10,6	13,1	15,2	16,9	19,5
ANFIS-PSOGA	17,4	20,2	25,2	31,8	37,7	42,6	49,7

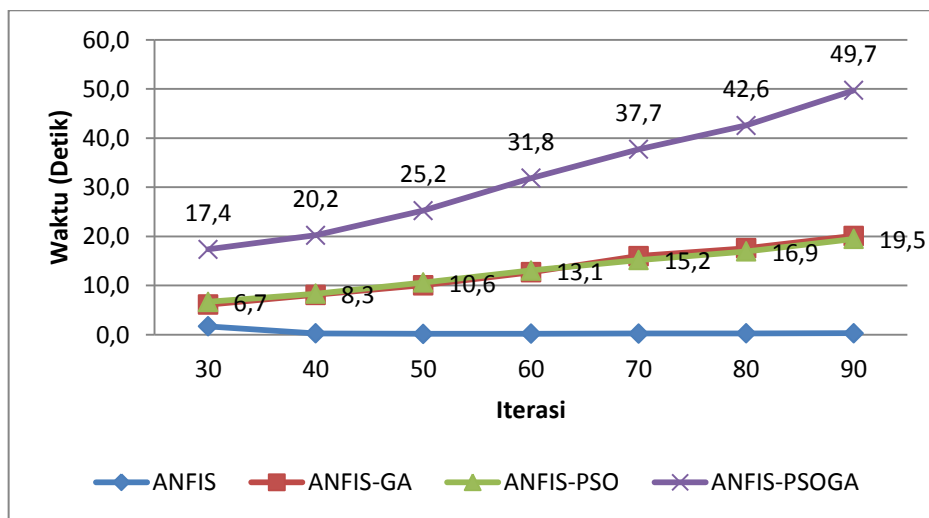


Gambar 4.6 Grafik Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Banyak Individu Pada *Dataset* Iris Flowers dengan 70 Iterasi

4.2.2 Uji Coba Perbandingan Metode pada *Dataset* Haberman

Metode-metode yang akan dibandingkan adalah ANFIS tradisional (ANFIS), ANFIS dengan algoritma optimasi GA (ANFIS-GA), ANFIS dengan algoritma optimasi PSO (ANFIS-PSO), dan ANFIS dengan kombinasi algoritma PSO dan

GA (ANFIS-PSOGA) terdapat *dataset* Haberman. Metode-metode tersebut perlu dilakukan pencarian nilai parameter yang optimal. Pada ANFIS tidak ada parameter yang perlu dicari nilai optimalnya. ANFIS-PSOGA telah dilakukan pencarian nilai parameter-parameter yang optimal yaitu Inersia (w)=0.5, Rasio Kawin Silang (P_s)=0.9 dan Rasio Mutasi (P_m)=0.3. ANFIS-PSO dan ANFIS-GA yang belum dicari nilai parameter yang optimal.



Gambar 4.7 Grafik Waktu Komputasi Proses Pelajaran Perubahan Iterasi Pada *Dataset* Iris Flowers dengan 30 Individu

Tabel 4.23 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ *Dataset* Haberman

$P_m = 0.1$		$P_s = 0.6$	$P_s = 0.7$	$P_s = 0.8$	$P_s = 0.9$
Percobaan ke -	1	0,8039216	0,8137255	0,7941176	0,7941176
	2	0,8235294	0,7941176	0,8235294	0,8039216
	3	0,8039216	0,8137255	0,8137255	0,8039216
	4	0,8137255	0,8137255	0,8137255	0,8235294
	5	0,7745098	0,8137255	0,8137255	0,8039216
	6	0,7941176	0,7941176	0,8039216	0,8039216
	7	0,8333333	0,8137255	0,8039216	0,8039216
	8	0,8235294	0,8137255	0,8137255	0,8039216
	9	0,8137255	0,8137255	0,8137255	0,8137255
	10	0,8137255	0,7941176	0,8235294	0,8235294
Rata-rata		0,8098	0,8078	0,8118	0,8078
Standar Deviasi		0,018	0,009	0,008	0,008

Pada metode ANFIS-GA terdapat dua parameter yang dicari nilai optimalnya yaitu Rasio Kawin Silang (P_s) dan Rasio Mutasi (P_m). Rentang nilai P_s adalah 0.6 sampai 0.9 dan rentang nilai P_m adalah 0.1, 0.2, 0.3. Seluruh uji coba kombinasi antara nilai parameter P_m dan nilai parameter P_s ada pada Lampiran 8. Tabel 4.23 merupakan contoh pencarian nilai yang optimal dari parameter P_s atau P_m , terdapat 10 nilai akurasi pada setiap kombinasi. Kombinasi terbaik adalah yang mempunyai nilai rata-rata dari 10 kali percobaan.

Total kombinasi yang terjadi dari parameter P_s dan P_m adalah 12 kombinasi seperti Tabel 4.24. Nilai rata-rata terbaik adalah 81.37% diperoleh dari kombinasi rasio Kawin Silang sebesar 0.9 dan rasio Mutasi sebesar 0.3. Nilai-nilai ini yang dijadikan sebagai nilai parameter ANFIS-GA pada uji coba perbandingan dengan metode yang lain pada *dataset* Haberman.

Tabel 4.24 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA *dataset* Haberman

	$P_m=0.1$	$P_m=0.2$	$P_m=0.3$
$P_s=0.6$	0,8098	0,8088	0,8069
$P_s=0.7$	0,8078	0,8108	0,8049
$P_s=0.8$	0,8118	0,8098	0,8098
$P_s=0.9$	0,8078	0,8108	0,8137

Tabel 4.25 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO *Dataset* Haberman

Inersia		w=0.4	w=0.5	w=0.6	w=0.7	w=0.8	w=0.9
Uji Coba ke -	1	0,8333	0,8137	0,8431	0,8039	0,8137	0,7843
	2	0,8235	0,8137	0,8431	0,8333	0,7941	0,8039
	3	0,7745	0,7941	0,7843	0,7843	0,8039	0,8431
	4	0,8039	0,8333	0,8431	0,8039	0,8431	0,8333
	5	0,7843	0,8529	0,7941	0,8431	0,8529	0,8137
	6	0,7941	0,8137	0,8333	0,8431	0,7843	0,8431
	7	0,7941	0,7843	0,7843	0,8039	0,8431	0,8039
	8	0,7843	0,8137	0,8039	0,8039	0,8333	0,7843
	9	0,7941	0,7941	0,7941	0,8137	0,8039	0,8431
	10	0,7843	0,8431	0,7941	0,7745	0,7647	0,7941
rata-rata		0,7971	0,8157	0,8118	0,8108	0,8137	0,8147

Pada ANFIS-PSO hanya terdapat parameter inersia yang dicari nilai paling optimal. Rentang nilai inersia dari 0.4 sampai 0.9. Untuk mengukur nilai parameter yang paling optimal digunakan rata-rata akurasi dari 10 kali uji coba

seperti pada Tabel 4.25. Nilai inersia paling optimal untuk *dataset* Haberman adalah 0.9 dengan rata-rata akurasi sebesar 81.47%. ANFIS-PSO dengan nilai parameter inesia (w) sebesar 0.9 yang digunakan untuk perbandingan dengan metode klasifikasi lainya pada *dataset* Haberman.

Tabel 4.26 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset* Haberman 3-Fold

Uji Coba ke-1				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7157	0,6961	0,8039	0,7386
ANFIS-GA	0,7157	0,7255	0,8824	0,7745
ANFIS-PSO	0,7157	0,7157	0,8235	0,7516
ANFIS-PSOGA	0,7353	0,7451	0,8137	0,7647

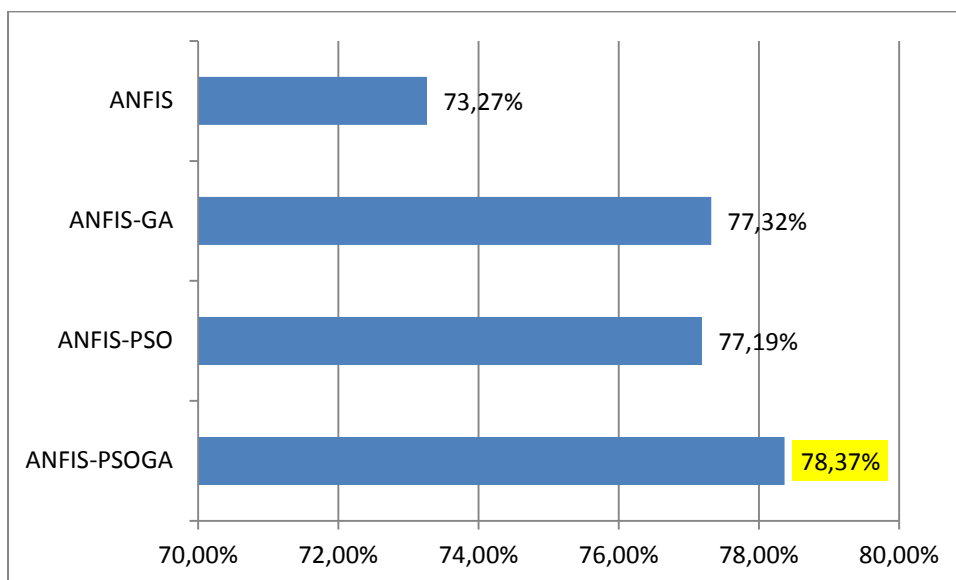
Pada uji coba perbandingan metode-metode klasifikasi dengan *3K-fold cross validation* dilakukan sebanyak 5 kali uji coba. pada uji coba ke-1 seperti pada Tabel 4.26 rata-rata akurasi terbaik diperoleh dari metode ANFIS-GA dengan nilai 76.47%. Nilai terbaik kedua adalah 76.47% diperoleh dari metode ANFIS-PSOGA. Setelah metode-metode tersebut, ANFIS-PSO menghasilkan nilai rata-rata akurasi 75.16% dan ANFIS mempunyai nilai rata-rata akurasi 73.86%. Hasil seluruh uji coba perbandingan metode ini terdapat pada Lampiran 9.

Tabel 4.27 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba *Dataset* Haberman 3-Fold

Metode	Uji Coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,7386	0,7516	0,7386	0,7190	0,7157
ANFIS-GA	0,7745	0,7745	0,7614	0,7843	0,7712
ANFIS-PSO	0,7516	0,7908	0,7745	0,7778	0,7647
ANFIS-PSOGA	0,7647	0,7843	0,7941	0,7810	0,7941

Kumpulan semua nilai rata-rata akurasi disajikan dalam sebuah tabel seperti pada Tabel 4.27. Setiap metode mempunyai 5 nilai rata-rata akurasi dari 5 kali uji coba. Nilai rata-rata akurasi terbaik adalah 79.41%, diperoleh dari percobaan pada metode ANFIS-PSOGA pada uji coba ke-3 dan uji coba ke-5.

Sedangkan nilai rata-rata akurasi paling rendah didapatkan oleh ANFIS pada uji coba ke-5 dengan nilai 71.57%.



Gambar 4.8 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode *Dataset* Haberman dengan 3-Fold

Hasil rata-rata dari semua uji coba disajikan dalam bentuk grafik pada Gambar 4.8. Urutan metode dari nilai akurasi tertinggi adalah ANFIS-PSOGA, ANFIS-GA, ANFIS-PSO dan ANFIS dengan nilai 78.37%, 77.32%, 77.19% dan 73.27%. ANFIS-PSOGA mempunyai nilai lebih baik 1.05% dari ANFIS-GA, 1.18% dari ANFIS-PSO dan 5.10% dari ANFIS tradisional.

Tabel 4.28 adalah Hasil akurasi uji coba ke-1 perbandingan metode-metode klasifikasi pada *dataset* Haberman dengan 10-Fold cross validation. Dari metode-metode yang dibandingkan, ANFIS-GA mempunyai nilai rata-rata akurasi paling tinggi dengan 83.70%. Semua detail uji coba perbandingan metode *dataset* Haberman dengan 10K-Fold cross validation berada pada Lampiran 10.

Setelah semua uji coba dilakukan didapatkan 20 nilai rata-rata akurasi seperti pada Tabel 4.29. Setiap metode mempunyai 5 nilai rata-rata akurasi, untuk menentukan metode dengan akurasi terbaik dengan menghitung rata-rata dari 5 nilai tersebut. Gambar 4.9 adalah hasil perhitungan rata-rata dari 5 nilai setiap metode. Urutan dari nilai akurasi terbaik adalah ANFIS-PSOGA, ANFIS-GA, ANFIS-PSO dan

ANFIS dengan nilai 84.52%, 84.15%, 83.15% dan 74.22%. Urutan ini sama dengan hasil pada uji coba 3-Fold, tetapi hasil yang diperoleh dari 10-Fold lebih baik. Pada metode selain ANFIS dengan teknik 10-Fold mempunyai peningkatan nilai rata-rata sebesar 6.5%, pada ANFIS tidak mengalami peningkatan yang hanya 0.9%.

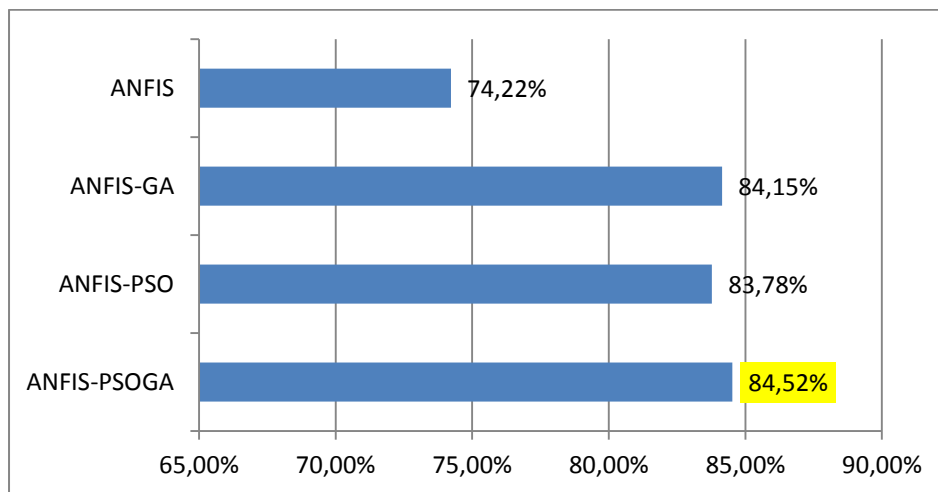
Tabel 4.28 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset* Haberman dengan 10-Fold

Metode		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO	ANFIS-PSOGA
percobaan	k1	0,7667	0,8000	0,8000	0,9333
	k2	0,7000	0,7000	0,6667	0,8000
	k3	0,7333	0,9333	0,9000	0,9000
	k4	0,6667	0,7000	0,8333	0,7667
	k5	0,7000	0,8000	0,7333	0,6667
	k6	0,8667	0,9333	0,9000	0,9333
	k7	0,7667	0,9333	0,7667	0,8000
	k8	0,8333	0,8667	0,8333	0,8667
	k9	0,7333	0,8667	0,8667	0,8333
	k10	0,7333	0,9000	0,9333	0,9333
Rata-rata		0,7519	0,8370	0,8111	0,8333
Standar Deviasi		0,0614	0,0903	0,0832	0,0876

Waktu komputasi proses pembelajaran yang perlukan masing-masing metode terdapat pada Tabel 4.30 dan 4.31. Tabel 4.30 adalah pengukuran waktu komputasi pada perubahan nilai variabel Individu terhadap *Dataset* Haberman. Jumlah iterasi yang digunakan untuk semua perubahan individu adalah 70. Sedangkan untuk pengukuran waktu komputasi pada perubahan variabel nilai iterasi disajikan pada Tabel 4.31. Jumlah individu yang digunakan pada semua perubahan iterasi adalah 30 individu.

Tabel 4.29 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode *Dataset* Haberman dengan 10-Fold

Metode	uji coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,7519	0,7333	0,7296	0,7704	0,7259
ANFIS-GA	0,8370	0,8370	0,8481	0,8481	0,8370
ANFIS-PSO	0,8111	0,8444	0,8481	0,8296	0,8556
ANFIS-PSOGA	0,8333	0,8407	0,8630	0,8444	0,8444



Gambar 4.9 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode *Dataset Haberman* dengan 10-Fold

Grafik yang terbentuk dari pengukuran waktu komputasi terhadap perubahan nilai Individu dan pengukuran waktu komputasi terhadap perubahan nilai Iterasi mempunyai grafik pertumbuhan waktu yang hampir sama seperti pada Gambar 4.10 dan Gambar 4.11. Grafik pertumbuhan waktu pada metode ANFIS mempunyai grafik dengan nilai konstan. Rata-rata waktu komputasi yang dibutuhkan ANFIS dibawah 1 detik pada semua perubahan iterasi. Sedangkan pada metode selain ANFIS, grafik yang terbentuk adalah grafik kenaikan linier. Hal ini berarti setiap terjadi penambahan nilai variabel waktu komputasi juga akan ikut bertambah. Waktu komputasi ANFIS-PSO dan ANFIS-GA mempunyai waktu yang hampir sama.

Tabel 4.30 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada *Dataset Haberman*

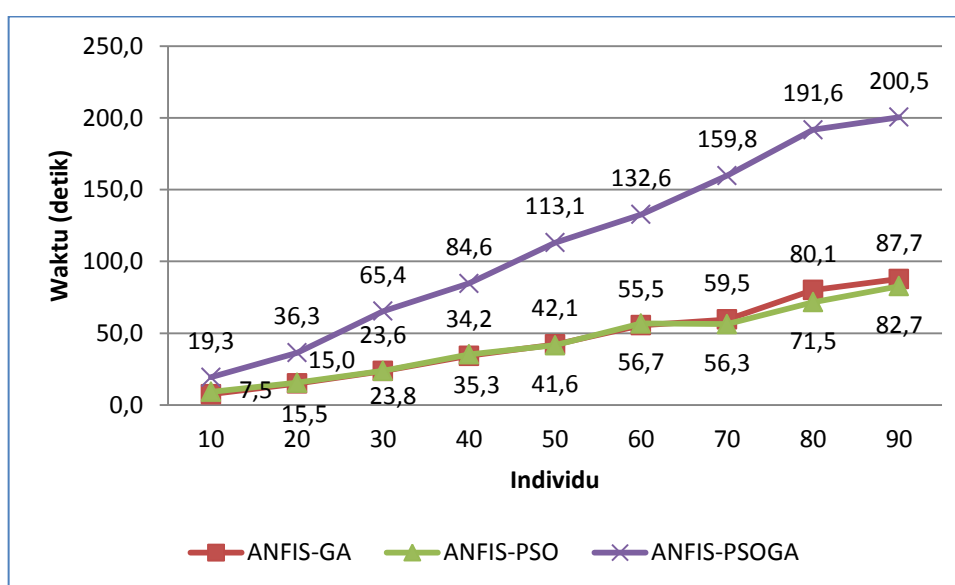
Metode	Individu								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
ANFIS-GA	7,5	15,0	23,6	34,2	42,1	55,5	59,5	80,1	87,7
ANFIS-PSO	9,2	15,5	23,8	35,3	41,6	56,7	56,3	71,5	82,7
ANFIS-PSOGA	19,3	36,3	65,4	84,6	113,1	132,6	159,8	191,6	200,5

Peningkatan rata-rata waktu setiap perubahan nilai variabel individu adalah 38,56%, sedangkan peningkatan rata-rata waktu setiap perubahan nilai variabel iterasi adalah 21.25%. pada ANFIS-PSOGA rata-rata waktu setiap

perubahan nilai variabel individu adalah 41.23%, dan untuk rata-rata waktu setiap perubahan nilai variabel iterasi adalah 21.59%.

Tabel 4.31 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada *Dataset* Haberman

Metode	Iterasi						
	30	40	50	60	70	80	90
ANFIS	3,5	0,3	0,2	0,3	0,3	0,3	0,4
ANFIS-GA	8,7	10,9	13,9	16,9	20,0	23,3	27,5
ANFIS-PSO	9,2	11,7	14,0	17,1	20,0	23,7	26,8
ANFIS-PSOGA	22,1	30,7	36,5	40,3	52,3	60,1	70,1



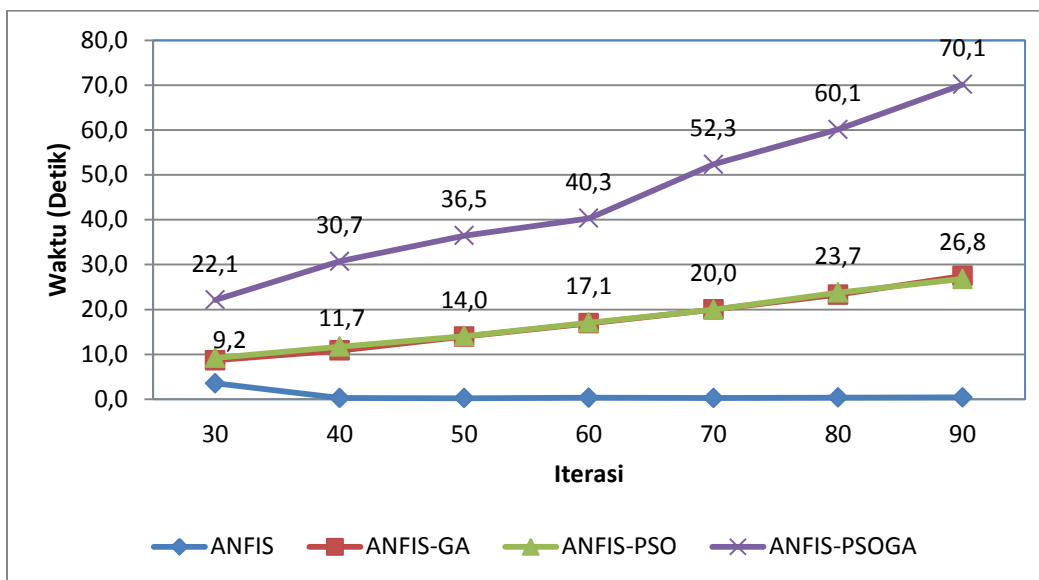
Gambar 4.10 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Variabel Individu Pada *Dataset* Haberman

Waktu komputasi untuk setiap proses pelatihan dan uji coba pada metode ANFIS-PSOGA dengan 30 Individu dan 70 Iterasi adalah 65 detik, atau 650 detik untuk waktu komputasi dengan teknik *10-Fold*. Dengan total Individu dan jumlah Iterasi yang sama, ANFIS-PSOGA mempunyai waktu lebih lama 1.5 kali dari pada ANFIS-PSO/ANFIS-GA dan 200 kali lebih lama dari pada ANFIS.

4.2.3 Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Vertebral

Metode-metode yang dibandingkan adalah ANFIS tradisional (ANFIS), ANFIS dengan optimasi algoritma GA (ANFIS-GA), ANFIS dengan optimasi algoritma PSO (ANFIS-PSO), dan ANFIS dengan optimasi kombinasi PSO dan GA (ANFIS-PSOGA). Pada bagian uji coba parameter dengan *dataset* Vertebral

ditemukan nilai parameter-parameter yang optimal dari metode ANFIS-PSOGA. Kombinasi nilai parameter-parameter itu adalah Inersia (w)=0.7, Rasio Kawin Silang (P_s)=0.6 dan Rasio Mutasi (P_m)=0.1. Sedangkan pada ANFIS-GA dan ANFIS-PSO belum dicari nilai parameter yang optimal.



Gambar 4.11 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Variabel Iterasi Pada *Dataset* Haberman

Parameter yang ada pada ANFIS-GA adalah Rasio Kawin Silang (P_s) dengan nilai 0.6, 0.7, 0.8 dan 0.9 dan Rasio Mutasi (P_m) dengan nilai 0.1, 0.2 dan 0.3. Untuk mendapatkan nilai yang konsisten maka semua dilakukan 10 kali uji coba pada setiap kombinasi. Seperti pada Tabel 4.32 kombinasi yang dicari adalah nilai $P_m=0.1$ terhadap semua nilai P_s . Pada uji coba tersebut nilai yang diambil adalah rata-rata akurasi dari 10 kali uji coba. Hasil semua uji coba kombinasi parameter yang ada pada ANFIS-GA ada pada Lampiran 11.

Rekapitulasi nilai rata-rata semua kombinasi ditampilkan pada Tabel 4.23. Dengan kombinasi $pm=0.3$ dan $ps=0.7$ mendapatkan hasil nilai paling tinggi dengan 68.83%. Kombinasi ini yang digunakan metode ANFIS-GA pada uji coba perbandingan metode-metode yang lain pada *dataset* Vertebral.

Untuk mendapatkan metode ANFIS-PSO yang optimal maka perlu dicari nilai parameter inersia (w). Rentang nilai w antara 0.4 sampai 0.9. Tabel 4.34 merupakan hasil uji coba untuk mencari nilai w yang paling optimal. Dari uji coba

tersebut nilai yang paling optimal adalah $w=0.4$ dengan rata-rata dari 10 kali uji coba adalah 69.42%.

Tabel 4.32 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ Dataset Vertebral

Pm= 0.1		Ps = 0.6	Ps = 0.7	Ps = 0.8	Ps = 0.9
Percobaan ke -	1	0,6990	0,6796	0,6699	0,6796
	2	0,6796	0,6796	0,6699	0,6796
	3	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796
	4	0,6990	0,6990	0,6796	0,6796
	5	0,6796	0,6796	0,7184	0,6796
	6	0,6699	0,6796	0,6796	0,6796
	7	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796
	8	0,6893	0,6796	0,6796	0,6796
	9	0,6796	0,6796	0,6796	0,6699
	10	0,6990	0,6796	0,6796	0,6699
Rata-rata		0,6854	0,6816	0,6816	0,6777
Standar Deviasi		0,010	0,006	0,014	0,003

Tabel 4.33 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA dataset Vertebral

	Pm=0.1	Pm=0.2	Pm=0.3
Ps=0.6	0,6854	0,6816	0,6825
Ps=0.7	0,6816	0,6835	0,6883
Ps=0.8	0,6816	0,6864	0,6854
Ps=0.9	0,6777	0,6796	0,6854

Tabel 4.34 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO Pada Dataset Vertebral

Inersia		w=0.4	w=0.5	w=0.6	w=0.7	w=0.8	w=0.9
Uji Coba ke -	1	0,6408	0,6408	0,6699	0,6408	0,6699	0,6505
	2	0,6408	0,6408	0,6505	0,6408	0,6408	0,6408
	3	0,6408	0,6408	0,6408	0,6505	0,6408	0,6408
	4	0,9126	0,6408	0,6408	0,6602	0,6699	0,6505
	5	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408
	6	0,6505	0,6505	0,7184	0,6408	0,6408	0,6408
	7	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408
	8	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6699	0,6408
	9	0,8932	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408	0,6408
	10	0,6408	0,6408	0,6408	0,6699	0,6408	0,6408
rata-rata		0,6942	0,6417	0,6524	0,6466	0,6495	0,6427
standar deviasi		0,1102	0,0031	0,0250	0,0104	0,0141	0,0041

Pada uji coba perbandingan metode-metode digunakan dua macam *K-Fold cross validation*, *3K-Fold* dan *10K-Fold*. Masing-masing *K-Fold* dilakukan 10 kali uji coba untuk mendapatkan nilai rata-rata akurasi yang stabil, dikarenakan pembentukan nilai awal individu dengan nilai acak.

Pada uji coba ke-1 dengan *3-Fold*, metode yang mempunyai nilai rata-rata akurasi terbaik adalah ANFIS-PSOGA dengan nilai 85.76%. Nilai terbaik kedua adalah 84.79% hanya berselisih 0.97% diperoleh dari metode ANFIS. Sedangkan ANFIS-PSO dan ANFIS-GA mendapatkan nilai rata-rata akurasi dibawah 60%. Hasil semua uji coba dengan *3-Fold* disajikan pada Lampiran 12.

Tabel 4.35 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset Vertebral 3K-Fold*

Uji Coba ke-1				
Metode	Percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8447	0,8835	0,8155	0,8479
ANFIS-GA	0,6893	0,6796	0,3495	0,5728
ANFIS-PSO	0,6893	0,6796	0,3398	0,5696
ANFIS-PSOGA	0,8447	0,8544	0,8738	0,8576

Kumpulan semua nilai rata-rata semua uji coba disajikan dalam rekapitulasi tabel seperti pada Tabel 4.36. Nilai rata-rata akurasi tertinggi didapatkan dari metode ANFIS-PSOGA pada uji coba ke-2 dengan 87.70%. Nilai rata-rata terendah diperoleh dari metode ANFIS-PSO dengan nilai 53.07% dari uji coba ke-3.

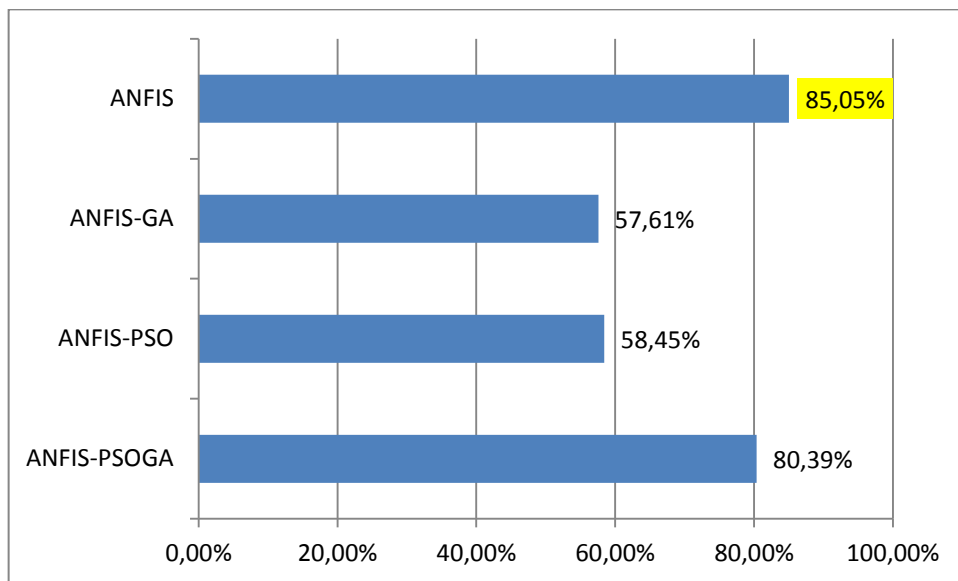
Tabel 4.36 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba *Dataset Vertebral 3-Fold*

Metode	uji coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,8479	0,8576	0,8479	0,8479	0,8511
ANFIS-GA	0,5728	0,5890	0,5340	0,5825	0,6019
ANFIS-PSO	0,8576	0,6699	0,5307	0,5696	0,5825
ANFIS-PSOGA	0,8576	0,8770	0,8608	0,7120	0,7120

Untuk mendapatkan metode klasifikasi dengan akurasi paling baik, pada tesis ini nilai semua uji coba setiap metode akan dihitung nilai rata-ratanya seperti pada Gambar 4.12. Setelah lima kali uji coba metode yang mempunyai akurasi

paling tinggi adalah ANFIS dengan nilai 85.05%. ANFIS-PSOGA menghasilkan nilai 80.39% mempunyai selisih 4.6% dari ANFIS. Nilai yang dihasilkan ANFIS-PSO dan ANFI-GA adalah 58.45% dan 57.61%, kedua metode ini tetap menghasilkan nilai akurasi dibawah 60%.

Total uji coba metode-metode klasifikasi dengan *10-Fold* dilakukan dengan total uji coba yang sama dengan *3-Fold*, dilakukan uji coba sebanyak 5 kali. Hasil uji coba ke-1 disajikan dalam Tabel 4.37. Dari uji coba tersebut didapatkan nilai tertinggi akurasi adalah 100% pada metode ANFIS-PSOGA dengan K10. Nilai akurasi terendah diperoleh dari K3 pada metode ANFIS-PSOGA dan ANFIS-GA. Rata-rata nilai akurasi paling tinggi diperoleh dari metode ANFIS dengan 84.59%. Pada Lampiran 12 disajikan semua hasil uji coba akurasi metode-metode klasifikasi pada *dataset* Vertebral dengan *10K-Fold*.



Gambar 4.12 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Vertebral dengan *3-Fold*

Kumpulan nilai rata-rata akurasi semua uji coba dapat dilihat pada Tabel 4.38. Pada tabel tersebut terdapat nilai rata-rata akurasi uji coba ke-1 sampai ke-5. Dari semua uji coba nilai rata-rata terbaik diperoleh dari metode ANFIS-PSOGA dari uji coba ke-3 dan uji coba ke-4 dengan nilai 94.62%.

Gambar 4.13 adalah grafik hasil rata-rata semua uji coba pada setiap metode klasifikasi. Nilai tertinggi adalah 91.83% diperoleh dari ANFIS-PSOGA.

Setelah itu metode ANFIS menghasilkan nilai 84.23%, ANFIS-PSO menghasilkan nilai 65.30% dan ANFIS-GA menghasilkan 65.23%. Terjadi perubahan urutan dari *3K-Fold* ini dikarenakan dengan teknik *10-Fold* terjadi perbaikan rata-rata nilai akurasi dari *3-Fold*. ANFIS dengan algoritma optimasi PSO atau GA (ANFIS-PSO, ANFIS-GA, dan ANFI-PSOGA) terjadi perbaikan nilai akurasi sekitar 10%. Sedangkan untuk ANFIS tradisional tidak terjadi peningkatan, nilai yang diperoleh hampir sama dengan *3-Fold* dan *10-Fold* yaitu 85.05% dan 84.23%.

Tabel 4.37 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset* Vertebral *10-Fold*

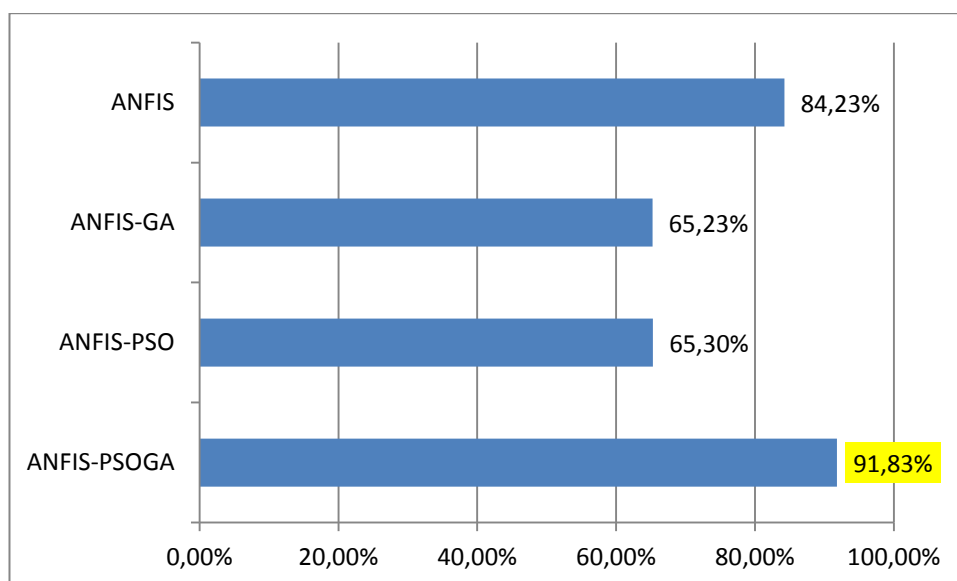
Metode		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO	ANFIS-PSOGA
percobaan	k1	0,8710	0,5806	0,5806	0,9355
	k2	0,8065	0,7097	0,7097	0,9355
	k3	0,8710	0,3226	0,7097	0,3226
	k4	0,7419	0,6774	0,6774	0,7742
	k5	0,8710	0,6452	0,6774	0,9355
	k6	0,7419	0,7097	0,7097	0,8710
	k7	0,8710	0,6452	0,6129	0,8710
	k8	0,9032	0,7419	0,7419	0,9355
	k9	0,9355	0,6452	0,6129	0,9677
	k10	0,7742	0,7419	0,7419	1,0000
Rata-rata		0,8459	0,6308	0,6703	0,8387
Standar Deviasi		0,0680	0,1230	0,0569	0,1972

Tabel 4.38 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba *Dataset* Vertebral *10K-Fold*

Metode	Uji Coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,8459	0,83871	0,849462	0,83871	0,83871
ANFIS-GA	0,6308	0,659498	0,634409	0,663082	0,673835
ANFIS-PSO	0,6703	0,666667	0,630824	0,641577	0,655914
ANFIS-PSOGA	0,8387	0,928315	0,946237	0,946237	0,9319

Perbandingan waktu komputasi semua metode pada *dataset* Vertebral disajikan pada Tabel 4.39 dan Tabel 4.40. Waktu komputasi metode-metode

klasifikasi pada tesis ini bergantung dari jumlah individu dan jumlah iterasi. Khusus Pada ANFIS tidak terdapat variabel Individu.



Gambar 4.13 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Vertebral dengan 10-Fold

Tabel 4.39 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada *Dataset* Vertebral

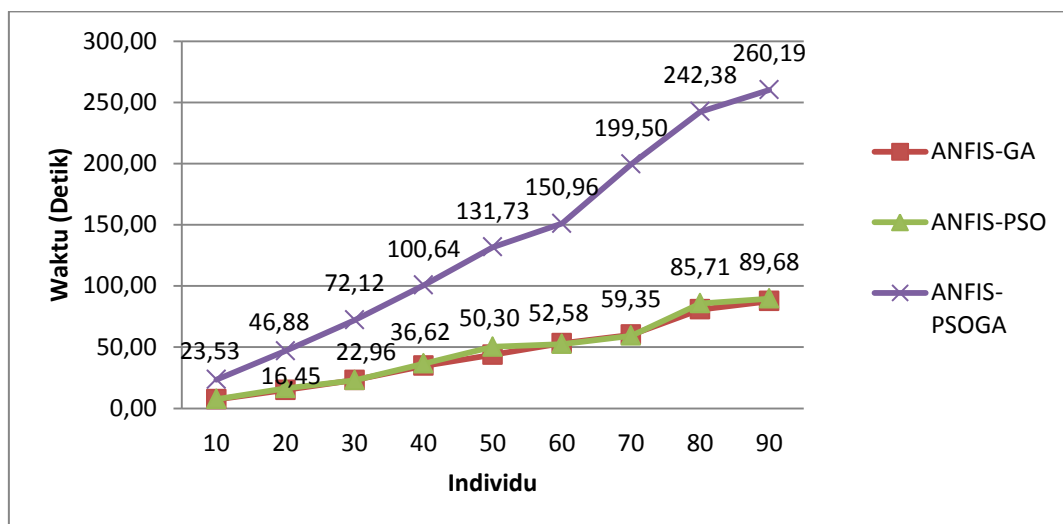
Metode	Individu								
	10	20	30	40	50	60	70	80	90
ANFIS-GA	7,30	14,96	23,04	34,76	43,79	53,16	60,11	80,75	87,59
ANFIS-PSO	7,59	16,45	22,96	36,62	50,30	52,58	59,35	85,71	89,68
ANFIS-PSOGA	23,53	46,88	72,12	100,64	131,73	150,96	199,50	242,38	260,19

Tabel 4.40 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada *Dataset* Vertebral

Metode	Iterasi						
	30	40	50	60	70	80	90
ANFIS	2,63	0,34	0,40	0,47	0,55	0,65	0,71
ANFIS-GA	9,24	12,77	15,71	18,97	22,39	26,96	29,58
ANFIS-PSO	9,44	13,29	17,48	18,91	23,46	25,04	29,34
ANFIS-PSOGA	27,09	36,91	47,94	57,80	67,64	77,67	90,42

Semua metode mempunyai grafik perubahan linier, berarti setiap perubahan variabel akan menambah waktu komputasi seperti pada grafik 4.14 dan 4.15. Rata-rata peningkatan waktu metode PSOGA pada perubahan individu adalah 41.68% dan pada perubahan iterasi adalah 22.41%. Rata-rata peningkatan

waktu ANFIS-PSO dan ANFIS-GA untuk perubahan Individu adalah 39.9% dan untuk perubahan Iterasi adalah 21.41%. Pada ANFIS terjadi rata-rata peningkatan waktu sebesar 21% dari setiap perubahan jumlah iterasi.



Gambar 4.14 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Perubahan Variabel Individu Pada *Dataset* Vertebral

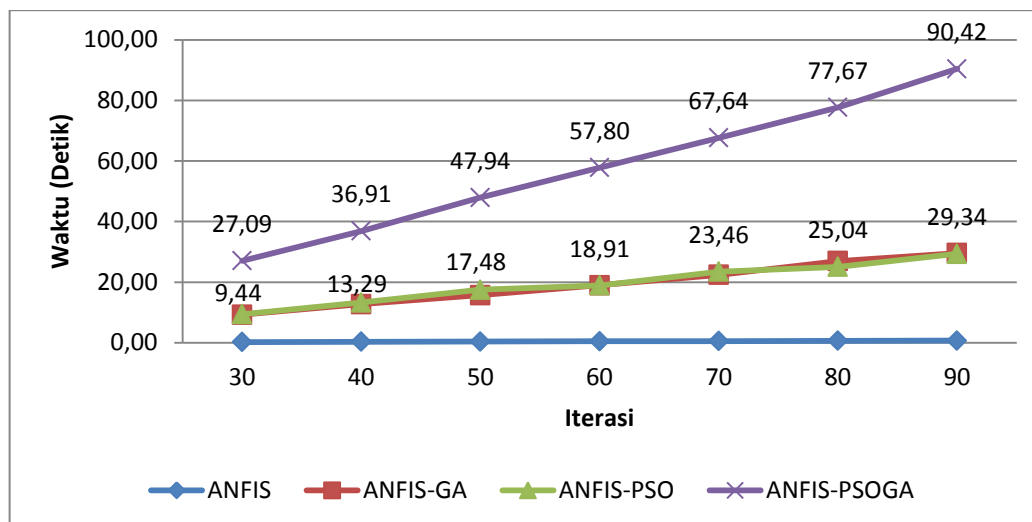
Untuk mendapatkan nilai akurasi dengan 30 individu dan 70 iterasi, pada ANFIS-PSOGA membutuhkan waktu komputasi 199.50 detik, jika dilakukan dengan teknik *10-Fold* waktu yang dibutuhkan untuk satu kali uji coba adalah 1995 detik (33 menit). Pada metode ANFIS-PSO/ANFIS-GA dibutuhkan waktu 10 menit untuk satu kali proses uji coba dengan *10-Fold*, sedangkan ANFIS hanya membutuhkan waktu 5 detik.

4.2.4 Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Banana

Metode-metode yang akan dilakukan perbandingan pada *dataset* Banana adalah ANFIS, ANFIS-PSO, ANFIS-GA, dan ANFIS-PSOGA. Untuk ANFIS-PSOGA telah ditemukan nilai parameter yang optimal dari uji coba parameter sebelumnya. ANFIS-GA terdapat dua parameter yang belum diketahui nilai optimalnya dan ANFIS-PSO terdapat parameter Inersia (w) yang belum diketahui nilai optimalnya.

Parameter ANFIS-GA yang dicari nilai paling optimalnya adalah Rasio Kawin Silang (P_s) dengan rentang nilai 0.6 sampai 0.9 dan Rasio Mutasi (P_m)

dengan rentang nilai 0.1 sampai 0.3. Semua kombinasi kedua nilai ini akan dilakukan uji coba sebanyak 10 kali, kemudian dihitung nilai rata-rata.



Gambar 4.15 Grafik Perbandingan Waktu Komputasi Perubahan Variabel Iterasi Pada *Dataset* Vertebral

Kombinasi terbaik adalah yang mempunyai nilai rata-rata tertinggi. Hasil uji coba parameter dengan kombinasi $P_m=0.1$ dan semua nilai P_s (0.6, 0.7, 0.8, 0.9) ditampilkan pada Tabel 4.41. Semua hasil kombinasi untuk mencari nilai parameter ANFIS-GA ditampilkan pada Lampiran 14. Tabel 4.42 merupakan rekapitulasi hasil rata-rata akurasi semua kombinasi nilai parameter. Nilai rata-rata akurasi tertinggi adalah 73.54% didapatkan dari kombinasi $P_m=0.3$ dan $P_s=0.6$. Kombinasi ini yang dijadikan sebagai nilai parameter untuk metode ANFIS-GA.

ANFIS-PSO mempunyai satu parameter yang perlu dicari nilai yang optimal. Parameter tersebut adalah inersia(w) dengan rentang nilai 0.4 sampai 0.9. Hasil uji coba parameter ANFIS-PSO disajikan pada Tabel 4.43. Untuk menentukan inersia yang paling optimal untuk *dataset* Banana adalah dengan menghitung nilai rata-rata dari 10 nilai akurasi yang dilakukan. Nilai rata-rata akurasi tertinggi adalah 69.33% didapatkan dari $w=0.5$. Nilai parameter ini yang nanti digunakan pada ANFIS-PSO pada *dataset* Banana.

Tabel 4.41 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter ANFIS-GA $P_m=0.1$ dan $P_s=0.1, 0.2, 0.3, 0.4$ Dataset Banana

$P_m = 0.1$		$P_s = 0.6$	$P_s = 0.7$	$P_s = 0.8$	$P_s = 0.9$
Percobaan ke -	1	0,7582	0,5804	0,7803	0,5515
	2	0,7469	0,7667	0,7877	0,7712
	3	0,6393	0,7701	0,7565	0,6670
	4	0,7350	0,7593	0,6552	0,6172
	5	0,8063	0,6348	0,7571	0,6619
	6	0,6082	0,7860	0,7242	0,7712
	7	0,6325	0,7305	0,7503	0,7407
	8	0,7599	0,7831	0,5872	0,7446
	9	0,7106	0,7361	0,6840	0,6382
	10	0,7441	0,7316	0,7667	0,5997
Rata-rata		0,7141	0,7279	0,7249	0,6763
Standar Deviasi		0,068	0,072	0,066	0,077

Tabel 4.42 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA dataset Banana

	$P_m=0.1$	$P_m=0.2$	$P_m=0.3$
$P_s=0.6$	0,7141	0,6709	0,7354
$P_s=0.7$	0,7279	0,6915	0,7103
$P_s=0.8$	0,7249	0,6952	0,7294
$P_s=0.9$	0,6763	0,7163	0,7168

Tabel 4.43 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Parameter Inersia (w) ANFIS-PSO Dataset Banana

Inersia		$w=0.4$	$w=0.5$	$w=0.6$	$w=0.7$	$w=0.8$	$w=0.9$
Uji Coba ke -	1	0,6399	0,6382	0,6931	0,5294	0,7644	0,7656
	2	0,5515	0,7599	0,5487	0,6404	0,7123	0,5510
	3	0,5634	0,5708	0,6416	0,7565	0,5498	0,7803
	4	0,7276	0,7763	0,6251	0,5521	0,7157	0,5481
	5	0,5555	0,6359	0,7361	0,7112	0,6925	0,6931
	6	0,5498	0,7684	0,7667	0,7639	0,5685	0,6229
	7	0,7661	0,5476	0,5827	0,7633	0,5595	0,7452
	8	0,5804	0,7390	0,6416	0,6931	0,7741	0,5515
	9	0,7593	0,7593	0,5527	0,6393	0,5515	0,5583
	10	0,7265	0,7378	0,5600	0,7095	0,7599	0,5742
rata-rata		0,6420	0,6933	0,6348	0,6759	0,6648	0,6390

Untuk uji coba perbandingan metode digunakan teknik *K-Fold cross validation* dengan dua nilai berbeda, *3-Fold* dan *10-Fold*. Setiap *K-Fold* akan dilakukan 5 kali uji coba untuk mendapatkan nilai yang lebih stabil. Hasil uji coba ke-1 dengan *3-Fold* ditampilkan pada Tabel 4.44. Rata-rata terbaik diperoleh dari metode ANFIS dengan nilai 88.98%. Hasil semua uji coba perbandingan metode dengan *3-Fold* ditampilkan di Lampiran 15.

Nilai rata-rata tertinggi diperoleh dari metode ANFIS dengan nilai 89.26%. Rata-rata nilai dari semua uji coba untuk setiap metode disajikan dalam grafik seperti Gambar 4.16. ANFIS mempunyai nilai terbaik dengan nilai 89.14%. Dibawah ANFIS, ANFIS-PSOGA menghasilkan nilai 69.61%, ANFIS-GA dengan nilai 68.78% dan ANFIS-PSO dengan nilai 61.06%. Metode ANFIS menghasilkan nilai akurasi paling bagus dibandingkan dengan ANFIS dengan algoritma optimasi evolusi.

Tabel 4.44 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset Banana 3-Fold*

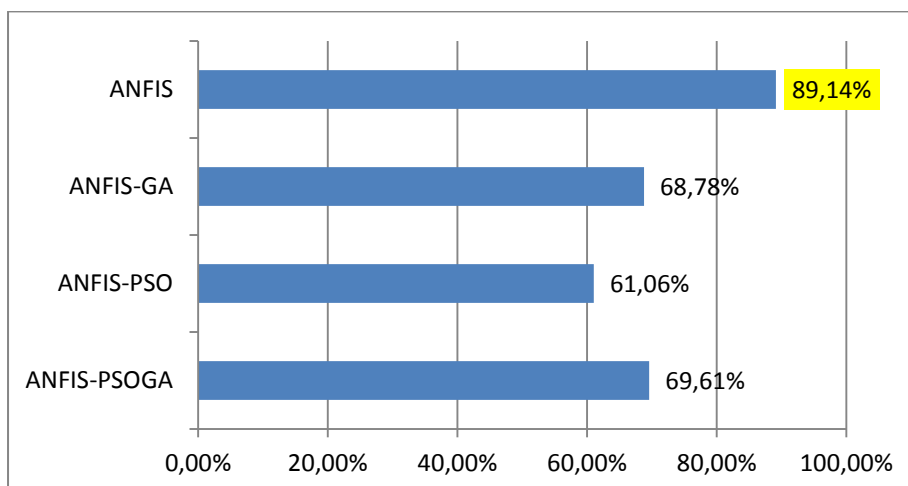
Uji Coba ke-1				
Metode	Percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8890	0,8901	0,8901	0,8898
ANFIS-GA	0,7752	0,7684	0,7571	0,7669
ANFIS-PSO	0,6614	0,4989	0,7667	0,6423
ANFIS-PSOGA	0,6863	0,7916	0,6670	0,7150

Tabel 4.45 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi (*100%) Semua Hasil Uji Coba *Dataset Banana 3-Fold*

Metode	uji coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,8898	0,8905	0,8918	0,8926	0,8920
ANFIS-GA	0,7669	0,5672	0,7542	0,7488	0,6019
ANFIS-PSO	0,6423	0,5672	0,6161	0,6448	0,5825
ANFIS-PSOGA	0,7150	0,7150	0,6814	0,6395	0,7299

Dengan teknik *10-Fold*, uji coba perbandingan metode juga dilakukan sebanyak 5 kali uji coba. Uji coba pertama disajikan pada Tabel 4.46, hasilnya ANFIS mempunyai rata-rata akurasi terbaik. Hasil semua uji coba dilampirkan

pada Lampiran 16. Hasil rekapitulasi semua nilai rata-rata akurasi adalah metode ANFIS menghasilkan nilai akurasi tertinggi dengan 89.25%.



Gambar 4.16 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Vertebral dengan 3-Fold

Untuk menentukan metode yang terbaik adalah dengan cara menghitung rata-rata dari 5 kali uji coba yang sudah dilakukan, gambar 4.17 merupakan hasil perhitungan tersebut. Urutan metode dari yang terbaik adalah ANFIS (89.20%), ANFIS-GA (71.93%), ANFIS-PSOGA (64.91%), dan ANFIS-PSO (60.18). Urutan metode ini berbeda dengan teknik 3-Fold, dimana metode ANFIS-GA mendapatkan nilai dibawah ANFIS-PSOGA.

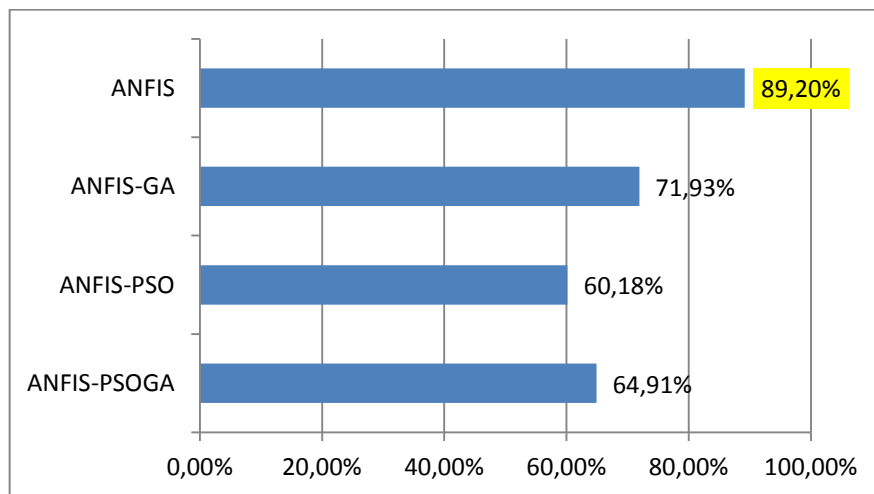
Tabel 4.46 Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba ke-1 Perbandingan Metode *Dataset* Banana 10-Fold

Metode		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO	ANFIS-PSOGA
percobaan ke-1	k1	0,8925	0,7887	0,6094	0,6453
	k2	0,9057	0,7491	0,5415	0,7547
	k3	0,8736	0,7623	0,5849	0,7925
	k4	0,8981	0,6264	0,5660	0,7660
	k5	0,8943	0,5226	0,4585	0,4585
	k6	0,8566	0,7208	0,5000	0,6377
	k7	0,9038	0,7434	0,5792	0,5660
	k8	0,8962	0,7358	0,5472	0,7415
	k9	0,8906	0,6226	0,4811	0,6189
	k10	0,8962	0,7925	0,7962	0,7849
Rata-rata		0,8901	0,6969	0,5409	0,6646
Standar Deviasi		0,0148	0,0874	0,0940	0,1101

Tabel 4.47 Rekapitulasi Rata-rata Akurasi Semua Hasil Uji Coba *Dataset* Banana
10-Fold

Metode	uji coba ke -				
	1	2	3	4	5
ANFIS	0,8901	0,8939	0,8912	0,8922	0,8925
ANFIS-GA	0,6969	0,7126	0,7281	0,7092	0,7497
ANFIS-PSO	0,5409	0,6491	0,5910	0,5914	0,6367
ANFIS-PSOGA	0,6646	0,6730	0,6799	0,5914	0,6367

Waktu komputasi pada *Dataset* Banana ini merupakan waktu komputasi paling lama diantara *dataset-dataset* yang lain. Waktu komputasi dengan 50 iterasi dan berbagai nilai total individu ditampilkan pada Tabel 4.48, sedangkan pada Tabel 4.49 adalah waktu komputasi perubahan nilai iterasi dengan 30 individu.



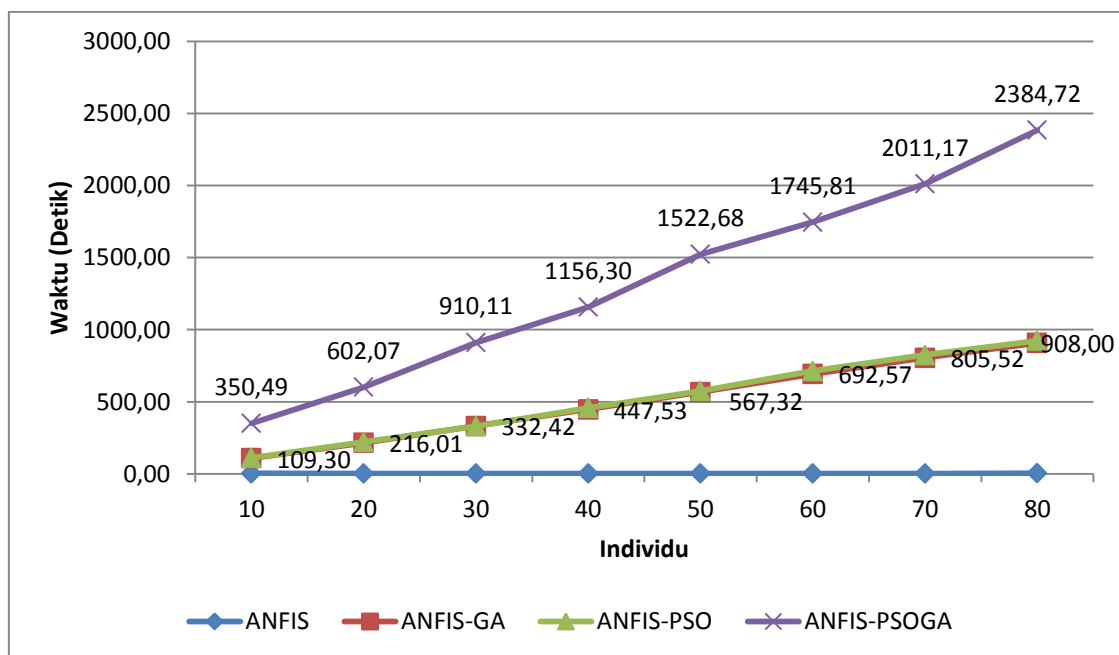
Gambar 4.17 Grafik Nilai Rata-Rata Dari 5 Kali Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Banana dengan 10-Fold

Waktu komputasi pada proses pembelajaran paling lama diperoleh dari ANFIS-PSOGA, kemudian ANFIS-PSO/ANFIS-GA dan ANFIS. Grafik pertambahan nilai dapat dilihat pada Gambar 4.18. Grafik tersebut merupakan grafik dengan pertumbuhan linier, khusus pada ANFIS grafik yang terbentuk adalah grafik konstan dikarenakan Waktu komputasi ANFIS tidak bergantung

pada jumlah individu. Dengan 30 Individu dan 70 iterasi, PSOGA membutuhkan waktu 2011,17 detik (33,5 menit) untuk mendapatkan satu kali nilai akurasi atau 5,5 jam untuk melakukan satu kali uji coba *10-Fold cross validation*. Waktu ini lebih lama 243% dari ANFIS-PSO/ANFIS-GA dan 800 kali lebih lama dari ANFIS.

Tabel 4.48 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 30 Individu pada *Dataset* Banana

		ANFIS	ANFIS-GA	ANFIS-PSO	ANFIS-PSOGA
Individu	10	3,99	109,30	110,85	350,49
	20	2,48	216,01	220,54	602,07
	30	2,33	332,42	331,17	910,11
	40	2,57	447,53	457,11	1156,30
	50	2,57	567,32	575,00	1522,68
	60	2,79	692,57	713,66	1745,81
	70	2,46	805,52	824,95	2011,17
	80	4,94	908,00	923,30	2384,72



Gambar 4.18 Waktu Komputasi Proses Pembelajaran Perubahan Nilai Individu Pada Dataaset Banana dengan 50 Iterasi

Tabel 4.49 Waktu Komputasi (detik) Proses Pembelajaran dengan 70 Iterasi pada *Dataset Banana*

Metode	Iterasi							
	30	40	50	60	70	80	90	100
ANFIS	2,5	5,9	5,5	2,9	3,4	7,3	4,1	4,5
ANFIS-GA	332,7	470,8	378,5	328,7	367,5	393,7	494,5	1110,2
ANFIS-PSO	318,8	459,7	352,2	342,5	375,1	392,0	476,5	517,1
ANFIS-PSOGA	845,8	1030,3	762,5	840,9	977,0	1087,8	1191,0	3156,0

(haslaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dengan modifikasi kombinasi algoritma PSO dan GA (PSOGA) untuk optimasi parameter *premise* dan algoritma LSE untuk optimasi parameter *consequent* pada ANFIS, Kesimpulan yang bisa diambil setelah melakukan tahapan uji coba adalah sebagai berikut:

1. *Dataset* Iris Flowers memiliki persebaran data yang seimbang dikarenakan terdapat 3 kelas dan masing-masing kelas diwakili oleh 50 data. Terdapat 4 fitur pada tiap-tiap datanya. Nilai parameter Rasio Kawin Silang, Rasio Mutasi dan Inersia yang optimal pada metode ANFIS-PSOGA adalah 0.9, 0.1 dan 0.7. Dengan data yang seimbang dan data yang tidak terlalu banyak, metode yang diusulkan (ANFIS-PSOGA) mampu mengklasifikasi data dengan akurasi yang sangat bagus dengan nilai rata-rata akurasi sebesar 99.85%. Nilai rata-rata akurasi ini adalah yang terbaik dibandingkan dengan metode-metode pendahulunya, yaitu ANFIS dengan rata-rata akurasi 94.22%, ANFIS-PSO dengan rata-rata akurasi 99.56%, dan ANFIS-GA dengan rata-rata akurasi 99.70%. Hasil tersebut didapatkan dengan teknik *10-Fold cross validation*.
2. Persebaran data yang tidak seimbang antara dua kelas diwakili oleh *dataset* Haberman, kelas negatif diwakili oleh 225 data dan kelas positif diwakili oleh 81 data. Fitur yang terdapat pada *dataset* ada 3 fitur. Kombinasi parameter ANFIS-PSOGA yang optimal setelah melakukan uji coba adalah nilai parameter Inersia sebesar 0.5, Rasio Kawin Silang sebesar 0.9 dan Rasio Mutasi sebesar 0.3. Dengan teknik *10-Fold cross validation* dilakukan sebanyak 5 kali uji coba, ANFIS tradisional memperoleh rata-rata akurasi 74.22%, ANFIS dengan optimasi GA mempunyai akurasi 84.15%, ANFIS dengan optimasi PSO mempunyai akurasi 83.78%, dan ANFIS dengan kombinasi optimasi PSO dan GA mempunyai rata-rata akurasi terbaik sebesar 84.52%. Dengan karakteristik data yang tidak seimbang dan panjang data yang tidak terlalu

banyak (306 data) metode ANFIS-PSOGA mampu mengklasifikasi data dengan akurasi diatas 80%.

3. Karakteristik data yang tidak seimbang dengan fitur yang terbanyak di antara semua *dataset* diwakili oleh *dataset* Vertebral. Klasifikasi *dataset* ini menggunakan metode ANFIS dengan kombinasi PSO dan GA mempunyai hasil yang bagus yaitu 91.83%. Kombinasi nilai parameter-parameter itu adalah Inersia (w)=0.7, Rasio Kawin Silang (P_s)=0.6 dan Rasio Mutasi (P_m)=0.1. Hasil tidak cukup bagus dimiliki oleh ANFIS dengan optimasi GA atau PSO, hanya mampu mendapatkan akurasi dibawah 66%. ANFIS-PSO menghasilkan nilai 65.30% dan ANFIS-GA menghasilkan 65.23%. Hasil ini tidak lebih baik dari hasil akurasi metode ANFIS tradisional dengan nilai 84.23%. Dengan 36 nilai parameter *premise* yang harus dicari nilai optimalnya, Optimasi GA atau PSO pada ANFIS tidak mampu untuk menemukan solusi global. Dengan modifikasi kombinasi PSOGA pada ANFIS mampu untuk menemukan solusi global.
4. Dengan karakteristik *dataset* Banana yang cukup seimbang antara 2 kelas, data yang sangat banyak (5300), dan jumlah fitur yang paling sedikit (2), metode ANFIS yang dikembangkan dengan algoritma PSO atau GA atau kombinasi PSOGA tidak mampu dengan baik mengklasifikasikan *dataset* ini. Hasil akurasi yang diperoleh dengan teknik 10-Fold adalah metode ANFIS lebih unggul dari metode-metode yang lain dengan akurasi 89.20%. Metode yang diusulkan hanya menghasilkan akurasi 64.91%, ANFIS-PSO menghasilkan akurasi 60.18% dan ANFIS-GA menghasilkan akurasi 71.93%. Dengan teknik 3-Fold urutan hasil berdasarkan akurasi terbaik berbeda dengan 10-Fold. Jika pada 10-Fold ANFIS-GA memperoleh hasil lebih baik dari ANFIS-PSOGA maka pada 3-Fold ANFIS-PSOGA yang lebih baik dari ANFIS-GA. ANFIS-PSO memperoleh hasil paling jelek baik pada 10-Fold atau 3-Fold.
5. Pada dataset Banana terdapat 2 fitur sehingga jumlah parameter *premise* yang terbentuk adalah 6 dan jumlah fitur individu yang terbentuk adalah 12 fitur. Dengan jumlah fitur individu paling sedikit dibandingkan dataset lain, optimasi berbasis evolusi tidak mampu menemukan solusi

terbaik. Optimasi berbasis gradient seperti GD yang terdapat pada ANFIS lebih optimal dari pada optimasi evolusi.

6. Secara umum dengan jumlah fitur yang cukup, jumlah data yang tidak terlalu banyak dan data antara kelas tidak seimbang seperti *dataset* Haberman dan Vertebral metode ANFIS dengan optimasi parameter *premise* menggunakan modifikasi kombinasi PSO dan GA mampu menemukan pola klasifikasi dengan baik yaitu diatas 84%. Dengan karakteristik persebaran data yang seimbang, fitur yang cukup dan panjang data yang sedikit seperti *dataset* Iris Flowers metode yang diusulkan mendapatkan hasil akurasi paling bagus yaitu dengan nilai 99.85%. Tetapi dengan data yang sangat panjang dan hanya dua fitur, ANFIS-PSOGA tidak mampu untuk menemukan solusi yang cukup bagus. Optimasi parameter *premise* dengan *gradient* memperoleh hasil yang paling bagus.
7. ANFIS merupakan *machine learning*, sehingga membutuhkan proses pembelajaran dan proses uji coba. Waktu komputasi pada proses pembelajaran setiap metode berbeda-beda, tetapi untuk waktu komputasi proses uji coba semua metode mempunyai waktu yang sama. Secara umum waktu komputasi metode ANFIS mempunyai waktu paling cepat. ANFIS-PSO dan ANFIS-GA mempunyai waktu komputasi proses pembelajaran yang relatif sama, sedangkan pada ANFIS-PSOGA waktu komputasi proses pembelajaran mempunyai waktu yang paling lama. Semua metode mempunyai waktu komputasi proses uji coba dibawah satu detik.

5.2 Saran

Secara umum, optimasi parameter *premise* dengan modifikasi kombinasi PSO dan GA pada ANFIS mampu memperbaiki metode pendahulunya dari segi pengukuran akurasi. Tetapi dari segi waktu komputasi metode tersebut mempunyai waktu komputasi yang lebih lama dari metode pendahulunya.

Saran dari tesis ini adalah dengan menyederhanakan kompleksitas alortima dari metode yang diusulkan untuk mendapatkan waktu komputasi yang lebih baik. Pada uji coba yang sudah dilakukan, secara umum ANFIS dengan optimasi

algoritma GA mempunyai nilai lebih baik jika dibandingkan dengan optimasi algoritma PSO. Hal ini berarti algoritma GA lebih cocok dari PSO untuk dijadikan algoritma pembelajaran pada ANFIS, karena mampu menemukan solusi lebih baik. Untuk memperbaiki kinerja dari GA dapat dilakukan dengan kombinasi algoritma GA dan PSO atau *hybrid* GAPSO tanpa ada pemilihan individu terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Jang., Roger., Jyh-Shing. (1993), “ANFIS : Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, IEEE, *transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 23, no. 3, may/june 1993.
- Çaydas, Ulas., Hasçalık, Ahmet., Ekici, Sami. (2009), “An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) Model for wire-EDM”, ELSEVIER, *Expert Systems with Applications* 36 (2009) 6135–6139.
- Ziasabounchi, Negar., Askerzade, Iman. (2014), “ANFIS Based Classification Model for Heart Disease Prediction”, *International Journal of Electrical & Computer Sciences IJECS-IJENS* Vol:14 No:02.
- Liu, Zhibin., Tong Li, Fengshan Xiong., (2008), ” An Improved ANFIS Method and Its Application on Agricultural Information Degree Measurement “, 2008 *International Conference on MultiMedia and Information Technology*.
- Azadeh, A., Saberi, M., Asadzadeh, S.M., (2009), “An Adaptive Network Based Fuzzy Inference System Auto Regression Analysis Of Variance Algorithm For Improvement Of Oil Consumption Estimation And Policy Making: The Cases Of Canada, United Kingdom, And South Korea”, ELSEVIER, *Applied Mathematical Modelling* 35 (2011) 581–593.
- Hossain, Shahriar Jahan., Ahmad, Nafis., (2012), “ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (Anfis) Based Surface Roughness Prediction Model For Ball End Milling Operasion ”, *Journal of Mechanical Engineering Research* Vol. 4(3), pp. 112-129, March 2012.
- Khodayari, Alireza., Ghaffari, Ali., Kazemi, Reza., Alimardani, Fatemeh., Braunstingl, Reinhard., (2013), “Improved Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Car-Following Behaviour Model Based On The Driver–Vehicle Delay”, *IET Intell. Transp. Syst.*, 2014, Vol. 8, Iss. 4, pp. 323–332.

- Sarkheyli, Arezoo., Zain, Azlan Mohd., Sarif, Safian. (2015), “Robust Optimation of ANFIS based on a new Modified GA”, *Elsivier Jurnal Neurocomputing* Vol. 166 Hal 357-366.
- Ghomsheh, V.Seydi., Shoorcdeli, M.Aliyari., Teshnehlan, M. (2007), “Training Structure With Modified PSO Algorithm”, *Mediterranean Coference on Control and Automation*, Athena, Yunani.
- Zangeneh, Allahyar Z., Mansouri, Mohammad., Teshnehlab, Mohammad., Sedigh, Ali K., (2011), “Training ANFIS System With DE Algorithm”, *Fourth International Workshop on Advanced Computational Intelligence*, Wuhan, Hubei, China.
- Zang, Zhijun., Zheng, Huaimiao., Liu, Yong. (2012), “Study On PSA-ANFIS: Approach for Inverse Design in Slop Engineering”. *International Conference on Fuzzy System and Knowledge Discovery (FSKD)*.
- Banu, G., Suja, S. (2014), “Fault Location Technique Using GA-ANFIS for UHV Line”, *Archives Of Electrical Engineering*, VOL. 63(2), pp. 247-262 (2014) .
- Lutfy, O.F., Noor, S.B.Noor., Marhaban, M.H., Abbas, K.A. (2010), “Utilizing Global-Best Harmony Search to Train PID Like ANFIS controller”, *Australian Jurnal of Basic and Applied Science*, Vol.4.
- Wang, Jing., Gao, X.Z., Tanskanen, Jarno M.A., Gou, Ping. (2012), “Epileptic EEG Signal Classification with ANFIS Based on Harmony Search Method”, *IEEE Eighth International Conference on Computational Intellegent and Security*.
- Pusinho, H.M.I., Mendes, V.M.F., Catalao, J.P.S. (2010), “A Hybrid PSO-ANFIS Approach for Short-Term Wind Power Prediction in Portugas”, *Elsevier Jurnal Energy Conversion and Management* Vol.52 hal.397-402.
- Tofigh, Ali Asghar., Rahimipour, Mohammad Reza., Shabani, Mohsen Ostad., Davami, Parviz. (2014), “Application of the Combined Neuro-Computing, Fuzzy Logic and Swarm Intelligence for Optimization of Compocast Nanocomposites ”, *SAGE, Journal of Composite Materials* 2015, Vol. 49(13) 1653–1663.

- Bassera, Hossein., Karami, Hoojat, dkk (2014), “Hybrid ANFIS–PSO Approach For Predicting Optimum Parameters Of A Protective Spur Dike” ELSEVIEW, Applied Soft Computing 30 (2015) 642–649
- Rini, Dian Palupi., Shamsuddin, Siti Mariyam., Yuhanis, Sophiayati Yuhanis. (2014), “Particle Swarm Optimization for ANFIS Interpretability and Accuracy”, Springer Jurnal Soft Computing.
- Shi, Yuhui., Eberhart, Russell. (1998), “A Modified Particle Swarm Optimization”, IEEE, *Evolutionary Computation Proceeding*, 1998. Anchorage AK.
- Shi, Yuhui., Eberhart, Russell. (1998), “Comparing Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization”, IEEE, 2000.
- Mu, Ai-Qin., Cao, De-Xin., Wang, Xiao-Hua. (2009), “A Modified Particle Swarm Optimization Algorithm”, SciRes, *Natural Science* Vol.1, No.2, 151-155 (2009).
- Yang, Xueming., Yuan, Jinsha., Yuan., Jiangye., Mao., Huina. (2007), “A modified particle swarm optimizer with dynamic adaptation”, ELSEVIER, *Applied Mathematics and Computation* 189 (2007) 1205–1213.
- Yang, Cheng-Hong., Tsai, Sheng-Wei., Chuang, Li-Yeh. (2011), “A Modified Particle Swarm Optimization for Global Optimization”, *International Journal of Advancements in Computing Technology* Volume 3, Number 7, August 2011.
- Wang, Hui., Sun, Hui., Li, Changhe., Rahnamayan, Shahryar., Pan, Jeng-shyang. (2012), “Diversity enhanced particle swarm optimization with neighborhood search”, ELSEVIER, *Information Sciences* 223 (2013) 119–135.
- Gang, Ma., Wei, Zhou., (2012), “A novel particle swarm optimization algorithm based on particle migration”, ELSEVIER, *Applied Mathematics and Computation* 218 (2012) 6620–6626.
- Ling, Sai Ho., Nguyen, Hung T., Leung, Frank H.F., Chan, KitYan., Jiang, Frank., (2012), “Intelligent Fuzzy Particle Swarm Optimization with Cross-

- Mutated Operation”, IEEE, WCCI *World Congress On Computer Intelligence* June 2012, Brisbane Australia.
- Kuo a, R.J., Syu b, Y.J., Chen, Zhen-Yao., Tien, F.C., (2012), “Integrasion of particle swarm optimization and genetic algorithm for dynamic clustering”, *ELSEVIER, Information Sciences* 195 (2012) 124–140.
- Ghomsheh, V.Seydi., Shoorcdeli, M.Aliyari., Teshnehlan, M. (2007), “Training Structure With Modified PSO Algorithm”, *Mediterranean Coferece on Control and Automation*, Athena, Yunani.
- Sabzi, Hamed Zamani., Humbersona, Delbert., Abuduc, Shalamu., Kinga, , James Phillip. (2016), *ELSEVIER*, “Optimization of adaptive fuzzy logic controller using novel combined evolutionary algorithms, and its application in Diez Lagos flood controlling system, Southern New Mexico”, *Expert SystemsWith Applications* 43 (2016) 154–164.
- Chang, Jian-Xi., Bai,Tao., Huang, Qiang., Yang, Da-Wen., (2013), “Optimization of Water Resources Utilization by PSO-GA”, *Springer Jurnal Water Resour Manage* hal.3535-3540.
- Santoso, Budi., Willy,Paul. (2011), *Metoda Metaheuristik konsep dan implementasi* ,Guna Wijaya,Surabaya.
- Kusumadewi, Sri., Hartati, Sri.,(2010) *Neuro-Fuzzy Integrasi Sistem fuzzy dan jaringan Syaraf*, Graha Ilmu, Jogjakarta

LAMPIRAN

Lampiran 1. Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter
ANFIS-PSOGA Iris Flowers

w=0.4 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	1	0,98	0,98	0,96	0,98	0,98	1	0,96	0,982	0,015
Pm=0.2	1	0,96	0,98	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,986	0,013
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,96	1	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,984	0,013

w=0.4 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1			4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,96	0,98	1	0,96	0,98	1	1	1	1	0,986	0,016
Pm=0.2	1	1	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,988	0,010
Pm=0.3	1	1	1	1	1	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,992	0,010

w=0.4 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,988	0,010
Pm=0.2	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	0,98	1	1	1	0,99	0,011
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	1	0,988	0,010

w=0.4 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	1	1	0,98	1	0,98	1	1	0,98	0,98	0,992	0,010
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,988	0,010
Pm=0.3	1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,986	0,010

w=0.5 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1			4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,98	1	1	1	0,98	1	0,98	1	0,98	0,99	0,011
Pm=0.2	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,96	1	0,98	1	0,988	0,014
Pm=0.3	0,98	1	1	1	1	1	1	0,98	1	0,98	0,994	0,010

w=0.5 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	0,98	1	1	0,96	0,98	1	1	0,98	0,988	0,014
Pm=0.2	0,98	1	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,988	0,010
Pm=0.3	1	0,98	1	0,98	1	0,98	0,98	1	0,98	1	0,99	0,011

w=0.5 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	1	0,98	1	0,98	1	1	1	0,98	0,992	0,010
Pm=0.2	1	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,992	0,010
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	1	0,988	0,010

w=0.5 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,96	1	0,98	1	0,98	0,986	0,013
Pm=0.2	0,98	1	0,98	1	1	0,98	1	1	0,98	0,98	0,99	0,011
Pm=0.3	0,98	1	1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,98	1	0,99	0,011

w=0.6 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	1	0,98	0,96	1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,988	0,0140
Pm=0.2	1	1	1	1	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	1	0,988	0,0103

w=0.6 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	1	1	1	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,994	0,0097
Pm=0.2	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	1	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	0,98	1	0,98	0,98	1	0,96	1	0,98	0,98	0,984	0,0126

w=0.6 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	0,98	0,98	1	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,98	1	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,988	0,0103

w=0.6 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	0,98	0,98	1	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,98	1	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,988	0,0103

w=0.7 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	0,98	0,98	1	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,98	1	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	1	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,98	0,988	0,0103

w=0.7 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,988	0,0103
Pm=0.2	0,98	0,98	1	1	1	0,98	0,98	1	1	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.3	1	0,98	0,98	1	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	0,988	0,0103

w=0.7 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,96	1	1	1	0,98	0,98	1	0,96	0,98	0,98	0,984	0,0158
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	1	1	0,986	0,0097
Pm=0.3	0,98	0,98	0,96	1	0,96	1	1	0,98	0,98	1	0,984	0,0158

w=0.7 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	1	0,98	1	0,98	1	1	1	0,98	1	0,994	0,0097
Pm=0.2	1	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	0,98	1	1	0,98	0,98	1	0,96	0,96	1	0,984	0,0158

w=0.8 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,96	0,986	0,0135
Pm=0.2	0,96	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,984	0,0126
Pm=0.3	1	1	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96	0,96	0,982	0,0148

w=0.8 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	1	1	0,96	1	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,986	0,0135
Pm=0.2	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,986	0,0097
Pm=0.3	1	1	0,98	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,99	0,0105

w=0.8 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,986	0,0097
Pm=0.2	0,98	1	1	0,98	0,98	1	1	1	1	0,98	0,992	0,0103
Pm=0.3	1	1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,986	0,0097

w=0.8 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	1	1	1	0,99	0,0105
Pm=0.2	1	1	0,98	1	1	0,98	1	0,98	1	0,98	0,992	0,0103
Pm=0.3	0,98	0,98	1	1	1	0,96	1	1	0,98	0,98	0,988	0,0140

w=0.9 Ps=0.6	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,98	1	0,98	1	0,99	0,0105
Pm=0.2	1	0,98	0,98	1	1	1	0,98	1	0,98	0,98	0,99	0,0105
Pm=0.3	0,98	0,96	1	0,98	0,98	0,98	1	0,98	1	0,98	0,984	0,0126

w=0.9 Ps=0.7	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	0,98	0,98	1	0,98	0,98	1	0,98	1	0,988	0,0103
Pm=0.2	1	0,98	0,98	0,98	1	1	1	0,96	1	0,98	0,988	0,0140
Pm=0.3	0,98	0,98	0,98	1	1	0,98	1	1	1	1	0,992	0,0103

w=0.9 Ps=0.8	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,96	0,96	0,98	1	0,98	0,98	0,0133
Pm=0.2	0,98	0,98	1	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,96	0,986	0,0135
Pm=0.3	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,984	0,0084

w=0.9 Ps=0.9	Uji Coba ke-										Rata-rata	standar deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Pm=0.1	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,96	0,96	0,98	1	0,98	0,98	0,0133
Pm=0.2	0,98	0,98	1	0,98	1	0,98	0,98	1	1	0,96	0,986	0,0135
Pm=0.3	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,984	0,0084

**Lampiran 2. Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter
ANFIS-PSOGA pada *Dataset* Haberman**

$w=0.4$ $Ps=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$Pm=0.1$	0,7549	0,7157	0,7647	0,7549	0,7549	0,7549	0,7353	0,7451	0,7255	0,7549	0,7461	0,016
$Pm=0.2$	0,7549	0,7451	0,7451	0,7549	0,7549	0,7353	0,7451	0,7451	0,7647	0,7059	0,7451	0,016
$Pm=0.3$	0,7451	0,7059	0,7353	0,7549	0,8137	0,7157	0,7353	0,7353	0,7647	0,7549	0,7461	0,030

$w=0.4$ $Ps=0.7$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$Pm=0.1$	0,7451	0,7745	0,7353	0,7157	0,7353	0,7255	0,7353	0,7549	0,7451	0,7451	0,7412	0,016
$Pm=0.2$	0,7549	0,7059	0,7549	0,7647	0,7451	0,7353	0,7647	0,7451	0,7157	0,7549	0,7441	0,020
$Pm=0.3$	0,7549	0,7451	0,7843	0,7059	0,7157	0,7353	0,7451	0,7647	0,7647	0,7451	0,7461	0,023

$w=0.4$ $Ps=0.8$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$Pm=0.1$	0,745	0,745	0,725	0,764	0,784	0,754	0,705	0,735	0,735	0,754	0,745	0,022
$Pm=0.2$	0,754	0,745	0,774	0,754	0,764	0,745	0,754	0,745	0,745	0,754	0,753	0,010
$Pm=0.3$	0,745	0,754	0,754	0,745	0,735	0,745	0,745	0,745	0,764	0,745	0,748	0,008

$w=0.4$ $Ps=0.9$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$Pm=0.1$	0,735	0,754	0,754	0,745	0,784	0,745	0,735	0,764	0,705	0,754	0,748	0,021
$Pm=0.2$	0,745	0,715	0,705	0,754	0,754	0,754	0,754	0,725	0,764	0,754	0,743	0,020
$Pm=0.3$	0,735	0,715	0,715	0,725	0,715	0,745	0,745	0,745	0,745	0,745	0,733	0,014

$w=0.5$ $Ps=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$Pm=0.1$	0,774	0,725	0,696	0,754	0,735	0,735	0,725	0,754	0,764	0,745	0,741	0,023
$Pm=0.2$	0,754	0,715	0,754	0,705	0,745	0,745	0,745	0,735	0,745	0,754	0,740	0,017
$Pm=0.3$	0,754	0,774	0,754	0,745	0,764	0,715	0,754	0,784	0,735	0,754	0,753	0,019

$w=0.5$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.7$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,735 3	0,764 7	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,715 7	0,764 7	0,754 9	0,764 7	0,750 0	0,016
$P_m=0.2$	0,764 7	0,745 1	0,735 3	0,735 3	0,764 7	0,754 9	0,735 3	0,764 7	0,735 3	0,725 5	0,746 1	0,015
$P_m=0.3$	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,725 5	0,745 1	0,764 7	0,754 9	0,725 5	0,754 9	0,735 3	0,746 1	0,013

$w=0.5$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.8$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,715 7	0,735 3	0,754 9	0,764 7	0,735 3	0,784 3	0,705 9	0,735 3	0,745 1	0,743 1	0,023
$P_m=0.2$	0,764 7	0,735 3	0,705 9	0,735 3	0,735 3	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,745 1	0,764 7	0,744 1	0,018
$P_m=0.3$	0,745 1	0,745 1	0,745 1	0,745 1	0,764 7	0,745 1	0,764 7	0,794 1	0,745 1	0,764 7	0,755 9	0,016

$w=0.5$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.9$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,745 1	0,745 1	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,749 0	0,005
$P_m=0.2$	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,774 5	0,735 3	0,764 7	0,725 5	0,764 7	0,745 1	0,774 5	0,753 9	0,016
$P_m=0.3$	0,764 7	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,764 7	0,794 1	0,774 5	0,764 7	0,725 5	0,745 1	0,759 8	0,018

$w=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.6$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,764 7	0,745 1	0,735 3	0,764 7	0,705 9	0,774 5	0,764 7	0,735 3	0,735 3	0,715 7	0,744 1	0,023
$P_m=0.2$	0,764 7	0,754 9	0,705 9	0,705 9	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,725 5	0,745 1	0,741 2	0,021
$P_m=0.3$	0,754 9	0,735 3	0,754 9	0,715 7	0,715 7	0,705 9	0,735 3	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,737 3	0,019

$w=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.7$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,715 7	0,754 9	0,715 7	0,754 9	0,725 5	0,735 3	0,754 9	0,735 3	0,696 1	0,734 3	0,021
$P_m=0.2$	0,764 7	0,754 9	0,764 7	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,745 1	0,735 3	0,745 1	0,725 5	0,749 0	0,012
$P_m=0.3$	0,715 7	0,754 9	0,745 1	0,735 3	0,705 9	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,323 5	0,764 7	0,700 0	0,134

$w=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.8$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,735 3	0,764 7	0,735 3	0,803 9	0,754 9	0,754 9	0,755 9	0,019
$P_m=0.2$	0,754 9	0,774 5	0,745 1	0,705 9	0,725 5	0,725 5	0,715 7	0,735 3	0,735 3	0,754 9	0,737 3	0,021
$P_m=0.3$	0,735 3	0,745 1	0,813 7	0,764 7	0,754 9	0,764 7	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,323 5	0,715 7	0,139

$w=0.6$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.9$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,725 5	0,774 5	0,754 9	0,715 7	0,696 1	0,735 3	0,715 7	0,745 1	0,764 7	0,754 9	0,738 2	0,025
$P_m=0.2$	0,754 9	0,754 9	0,784 3	0,754 9	0,745 1	0,735 3	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,753 9	0,013
$P_m=0.3$	0,754 9	0,745 1	0,745 1	0,745 1	0,774 5	0,745 1	0,725 5	0,745 1	0,754 9	0,764 7	0,750 0	0,013

$w=0.7$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.6$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,745 1	0,735 3	0,745 1	0,745 1	0,696 1	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,715 7	0,754 9	0,739 2	0,019
$P_m=0.2$	0,754 9	0,745 1	0,764 7	0,754 9	0,764 7	0,725 5	0,754 9	0,745 1	0,735 3	0,754 9	0,750 0	0,012
$P_m=0.3$	0,745 1	0,754 9	0,735 3	0,735 3	0,754 9	0,715 7	0,764 7	0,764 7	0,725 5	0,735 3	0,743 1	0,017

$w=0.7$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.7$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,735 3	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,774 5	0,754 9	0,705 9	0,715 7	0,754 9	0,744 1	0,020
$P_m=0.2$	0,754 9	0,764 7	0,774 5	0,745 1	0,754 9	0,725 5	0,735 3	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,751 0	0,014
$P_m=0.3$	0,715 7	0,745 1	0,725 5	0,745 1	0,764 7	0,774 5	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,725 5	0,744 1	0,019

$w=0.7$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.8$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,754 9	0,705 9	0,725 5	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,784 3	0,754 9	0,754 9	0,748 0	0,021
$P_m=0.2$	0,764 7	0,715 7	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,705 9	0,754 9	0,705 9	0,754 9	0,741 2	0,023
$P_m=0.3$	0,754 9	0,735 3	0,735 3	0,745 1	0,745 1	0,735 3	0,764 7	0,754 9	0,754 9	0,705 9	0,743 1	0,017

$w=0.7$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.9$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,715 7	0,764 7	0,754 9	0,745 1	0,725 5	0,754 9	0,764 7	0,745 1	0,715 7	0,744 1	0,019
$P_m=0.2$	0,745 1	0,735 3	0,735 3	0,735 3	0,745 1	0,774 5	0,745 1	0,715 7	0,745 1	0,715 7	0,739 2	0,017
$P_m=0.3$	0,764 7	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,745 1	0,774 5	0,735 3	0,745 1	0,715 7	0,754 9	0,748 0	0,016

$w=0.8$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.6$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,715 7	0,754 9	0,764 7	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,725 5	0,715 7	0,715 7	0,754 9	0,741 2	0,020
$P_m=0.2$	0,754 9	0,764 7	0,764 7	0,764 7	0,754 9	0,735 3	0,764 7	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,010
$P_m=0.3$	0,754 9	0,705 9	0,764 7	0,754 9	0,735 3	0,725 5	0,745 1	0,725 5	0,705 9	0,745 1	0,736 3	0,020

$w=0.8$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.7$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,745 1	0,754 9	0,735 3	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,725 5	0,754 9	0,745 1	0,705 9	0,742 2	0,016
$P_m=0.2$	0,745 1	0,725 5	0,745 1	0,754 9	0,705 9	0,764 7	0,715 7	0,764 7	0,715 7	0,745 1	0,738 2	0,021
$P_m=0.3$	0,754 9	0,705 9	0,705 9	0,705 9	0,735 3	0,735 3	0,745 1	0,745 1	0,715 7	0,754 9	0,730 4	0,020

$w=0.8$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.8$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,735 3	0,725 5	0,764 7	0,745 1	0,705 9	0,754 9	0,754 9	0,764 7	0,735 3	0,705 9	0,739 2	0,022
$P_m=0.2$	0,745 1	0,715 7	0,745 1	0,764 7	0,725 5	0,745 1	0,715 7	0,774 5	0,715 7	0,745 1	0,739 2	0,021
$P_m=0.3$	0,754 9	0,764 7	0,745 1	0,735 3	0,745 1	0,705 9	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,745 1	0,744 1	0,016

$w=0.8$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.9$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,725 5	0,715 7	0,754 9	0,764 7	0,705 9	0,715 7	0,745 1	0,735 3	0,754 9	0,764 7	0,738 2	0,022
$P_m=0.2$	0,725 5	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,735 3	0,745 1	0,735 3	0,696 1	0,735 3	0,754 9	0,737 3	0,017
$P_m=0.3$	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,715 7	0,725 5	0,784 3	0,745 1	0,715 7	0,754 9	0,715 7	0,741 2	0,023

$w=0.9$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.6$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,725 5	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,745 1	0,715 7	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,715 7	0,742 2	0,017
$P_m=0.2$	0,705 9	0,735 3	0,745 1	0,754 9	0,764 7	0,754 9	0,735 3	0,725 5	0,754 9	0,705 9	0,738 2	0,021
$P_m=0.3$	0,754 9	0,735 3	0,754 9	0,725 5	0,735 3	0,725 5	0,754 9	0,686 3	0,705 9	0,754 9	0,733 3	0,023

$w=0.9$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.7$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,764 7	0,764 7	0,725 5	0,745 1	0,715 7	0,725 5	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,743 1	0,017
$P_m=0.2$	0,725 5	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,696 1	0,735 3	0,745 1	0,754 9	0,742 2	0,019
$P_m=0.3$	0,745 1	0,725 5	0,745 1	0,754 9	0,715 7	0,745 1	0,745 1	0,754 9	0,745 1	0,705 9	0,738 2	0,017

$w=0.9$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.8$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,754 9	0,735 3	0,754 9	0,725 5	0,754 9	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,754 9	0,754 9	0,748 0	0,011
$P_m=0.2$	0,754 9	0,745 1	0,725 5	0,784 3	0,803 9	0,745 1	0,725 5	0,754 9	0,745 1	0,705 9	0,749 0	0,029
$P_m=0.3$	0,715 7	0,715 7	0,774 5	0,754 9	0,745 1	0,725 5	0,754 9	0,754 9	0,735 3	0,715 7	0,739 2	0,021

$w=0.9$	Uji Coba ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_s=0.9$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_m=0.1$	0,696 1	0,725 5	0,774 5	0,754 9	0,774 5	0,764 7	0,725 5	0,754 9	0,764 7	0,735 3	0,747 1	0,026
$P_m=0.2$	0,745 1	0,754 9	0,794 1	0,754 9	0,745 1	0,754 9	0,754 9	0,705 9	0,735 3	0,754 9	0,750 0	0,022
$P_m=0.3$	0,715 7	0,754 9	0,774 5	0,725 5	0,754 9	0,745 1	0,745 1	0,735 3	0,754 9	0,735 3	0,744 1	0,017

**Lampiran 3. Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter
ANFIS-PSOGA Vertebral**

$P_s=0.6$	percobaan ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6408	0,6505	0,6505	0,6699	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,8252	0,6689	0,0554
$w=0.5$	0,8155	0,6505	0,8544	0,6505	0,6505	0,6602	0,6505	0,6505	0,6505	0,8544	0,7087	0,0922
$w=0.6$	0,8447	0,8447	0,8058	0,8447	0,8155	0,8155	0,6505	0,8544	0,6505	0,8350	0,7961	0,0783
$w=0.7$	0,8544	0,8544	0,8738	0,8544	0,8544	0,8738	0,8350	0,8252	0,8641	0,8447	0,8534	0,0155
$w=0.8$	0,8447	0,8544	0,8447	0,8447	0,8544	0,8350	0,8447	0,8447	0,8447	0,8350	0,8447	0,0065
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.6$	percobaan ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6505	0,6505	0,8155	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6602	0,6680	0,0519
$w=0.5$	0,6505	0,6311	0,6505	0,6505	0,6505	0,8155	0,6505	0,6990	0,6505	0,6505	0,6699	0,0540
$w=0.6$	0,6505	0,8447	0,8544	0,8058	0,6602	0,8447	0,8447	0,8350	0,8544	0,8350	0,8029	0,0790
$w=0.7$	0,8252	0,8544	0,8252	0,8447	0,8252	0,8544	0,8932	0,8447	0,8932	0,8447	0,8505	0,0252
$w=0.8$	0,8641	0,8544	0,8544	0,8252	0,8544	0,8544	0,8544	0,8447	0,8544	0,8544	0,8515	0,0103
$w=0.9$	0,8350	0,8544	0,8350	0,8155	0,8350	0,8350	0,8447	0,8252	0,8155	0,8155	0,8311	0,0131

$P_s=0.6$	percobaan ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,8252	0,6602	0,6505	0,8350	0,6505	0,6990	0,6505	0,6505	0,6505	0,6922	0,0742
$w=0.5$	0,6602	0,6408	0,7767	0,6602	0,6505	0,8544	0,6505	0,8447	0,7087	0,8350	0,7282	0,0898
$w=0.6$	0,8155	0,8350	0,8155	0,6602	0,6505	0,8252	0,8252	0,6505	0,8155	0,8447	0,7738	0,0834
$w=0.7$	0,8544	0,8252	0,8447	0,8350	0,8447	0,8544	0,8252	0,8447	0,8252	0,8350	0,8388	0,0114
$w=0.8$	0,8447	0,8544	0,8155	0,8544	0,8544	0,8155	0,8544	0,8641	0,8155	0,8447	0,8417	0,0189
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.7$	percobaan ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6893	0,6311	0,6505	0,6505	0,6505	0,8155	0,6505	0,6505	0,6602	0,6505	0,6699	0,0532
$w=0.5$	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6699	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6408	0,6515	0,0072
$w=0.6$	0,8447	0,8155	0,9029	0,6505	0,8252	0,6796	0,6990	0,8447	0,8155	0,8058	0,7883	0,0826
$w=0.7$	0,8641	0,8252	0,8835	0,8252	0,8544	0,8155	0,8544	0,8058	0,8252	0,8155	0,8369	0,0254
$w=0.8$	0,8447	0,8447	0,8252	0,8350	0,8350	0,8350	0,8447	0,8252	0,8447	0,8447	0,8379	0,0080
$w=0.9$	0,8252	0,8350	0,8641	0,8447	0,8544	0,8252	0,8447	0,8350	0,8447	0,8155	0,8388	0,0146

$P_s=0.7$	percobaan ke-										Rata-rata	Standar Deviasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,8155	0,8447	0,8252	0,8350	0,8447	0,8350	0,8544	0,8350	0,8447	0,8155	0,8350	0,0129
$w=0.5$	0,8155	0,8252	0,8252	0,8252	0,8252	0,8252	0,8155	0,8155	0,8738	0,8447	0,8291	0,0178
$w=0.6$	0,8544	0,8155	0,8447	0,8544	0,8350	0,8350	0,8155	0,8544	0,8252	0,8252	0,8359	0,0155
$w=0.7$	0,8252	0,8641	0,8252	0,8544	0,8447	0,8738	0,8155	0,8738	0,8544	0,8447	0,8476	0,0205
$w=0.8$	0,8447	0,8350	0,8252	0,8447	0,8252	0,8252	0,8544	0,8447	0,8447	0,8350	0,8379	0,0103
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.7$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6602	0,6505	0,6505	0,6505	0,6408	0,7476	0,6505	0,6505	0,8155	0,6505	0,6767	0,0577
$w=0.5$	0,6408	0,8350	0,8252	0,8350	0,8544	0,8447	0,6505	0,8058	0,8350	0,8350	0,7961	0,0803
$w=0.6$	0,8155	0,6505	0,8350	0,3592	0,8155	0,8350	0,8544	0,8544	0,8544	0,8447	0,7718	0,1572
$w=0.7$	0,8641	0,8447	0,8058	0,8058	0,8155	0,8738	0,8252	0,8155	0,8544	0,8252	0,8330	0,0246
$w=0.8$	0,8155	0,8641	0,8641	0,8835	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8252	0,8350	0,8437	0,0235
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6505	0,6893	0,6311	0,6505	0,6505	0,6602	0,6505	0,6602	0,6505	0,6544	0,0146
$w=0.5$	0,6505	0,8447	0,6505	0,8350	0,6602	0,6408	0,8447	0,6505	0,6505	0,6505	0,7078	0,0924
$w=0.6$	0,6505	0,6505	0,8058	0,8155	0,8447	0,8252	0,8447	0,6505	0,8544	0,8447	0,7786	0,0897
$w=0.7$	0,8447	0,8447	0,8544	0,8447	0,8447	0,8447	0,8447	0,8350	0,8835	0,8738	0,8515	0,0152
$w=0.8$	0,8932	0,8447	0,8544	0,8544	0,8350	0,8058	0,8350	0,8641	0,8155	0,8544	0,8456	0,0248
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6990	0,6505	0,6505	0,6505	0,6990	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6602	0,0205
$w=0.5$	0,6602	0,8252	0,8155	0,8155	0,8155	0,7184	0,6505	0,8155	0,6408	0,6505	0,7408	0,0835
$w=0.6$	0,8350	0,8155	0,8447	0,8252	0,8252	0,8447	0,8252	0,8544	0,8544	0,8350	0,8359	0,0133
$w=0.7$	0,8155	0,8641	0,8544	0,8544	0,8350	0,8252	0,8350	0,8252	0,8447	0,8350	0,8388	0,0153
$w=0.8$	0,8447	0,8350	0,8155	0,8447	0,8447	0,8738	0,8350	0,8155	0,8350	0,8544	0,8398	0,0173
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6602	0,6505	0,6505	0,8350	0,6602	0,6699	0,6505	0,8252	0,6505	0,6505	0,6903	0,0740
$w=0.5$	0,6505	0,6408	0,8447	0,6505	0,6505	0,6505	0,8835	0,8252	0,6505	0,8544	0,7301	0,1058
$w=0.6$	0,6505	0,8544	0,8447	0,8447	0,8058	0,8252	0,8544	0,8641	0,8835	0,8252	0,8252	0,0652
$w=0.7$	0,8350	0,8447	0,8252	0,8544	0,8544	0,8641	0,8641	0,8447	0,8447	0,8350	0,8466	0,0128
$w=0.8$	0,8447	0,8641	0,8252	0,8447	0,8544	0,8252	0,8544	0,8350	0,8447	0,8252	0,8417	0,0138
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,0000
$w=0.5$	0,6408	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,8350	0,6602	0,6505	0,6505	0,6505	0,6689	0,0585
$w=0.6$	0,6602	0,8155	0,8155	0,8544	0,6505	0,8350	0,8155	0,8544	0,6505	0,8544	0,7806	0,0890
$w=0.7$	0,8641	0,8252	0,8447	0,8738	0,8058	0,8350	0,8350	0,8155	0,8447	0,8252	0,8369	0,0209
$w=0.8$	0,8641	0,8155	0,8447	0,8252	0,8447	0,8350	0,8252	0,8447	0,8350	0,8447	0,8379	0,0138
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,8447	0,8447	0,8350	0,8252	0,8447	0,8252	0,8155	0,8155	0,8252	0,8155	0,8291	0,0123
$w=0.5$	0,8252	0,8155	0,8155	0,8447	0,8155	0,8058	0,8058	0,8544	0,8544	0,8252	0,8262	0,0186
$w=0.6$	0,8155	0,8447	0,8252	0,8252	0,8447	0,8252	0,8447	0,8641	0,8350	0,8641	0,8388	0,0166
$w=0.7$	0,8544	0,8350	0,8544	0,8155	0,8252	0,8155	0,8932	0,8350	0,8447	0,8252	0,8398	0,0234
$w=0.8$	0,8350	0,8252	0,8544	0,8252	0,8155	0,7961	0,8155	0,8252	0,8641	0,8350	0,8291	0,0195
$w=0.9$	0,8155	0,8544	0,8544	0,8252	0,8155	0,8544	0,8544	0,8058	0,8544	0,8447	0,8379	0,0200

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (*100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,6505	0,0000
$w=0.5$	0,6505	0,6699	0,6893	0,6505	0,7087	0,8350	0,8058	0,8544	0,6408	0,6505	0,7155	0,0835
$w=0.6$	0,8155	0,8835	0,8835	0,8544	0,8252	0,8252	0,8738	0,8155	0,8738	0,8252	0,8476	0,0290
$w=0.7$	0,8447	0,8252	0,8447	0,8447	0,8544	0,8350	0,8350	0,8544	0,8252	0,8447	0,8408	0,0104
$w=0.8$	0,8447	0,8447	0,8544	0,8447	0,8544	0,8350	0,8544	0,8252	0,8252	0,8155	0,8398	0,0139
$w=0.9$	0,8252	0,8544	0,7864	0,8155	0,8350	0,8544	0,8350	0,8350	0,8641	0,8544	0,8359	0,0231

**Lampiran 4. Hasil Akurasi (*100%) Uji Coba Seluruh Parameter
ANFIS-PSOGA Banana**

$P_s=0.6$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7678	0,7797	0,7129	0,6665	0,7735	0,6280	0,6359	0,5515	0,5521	0,7123	0,6780	0,0858
$w=0.5$	0,7673	0,7627	0,6331	0,7865	0,6602	0,6257	0,5804	0,7729	0,7537	0,6178	0,6960	0,0793
$w=0.6$	0,6127	0,6048	0,7582	0,5895	0,7214	0,6031	0,6444	0,6263	0,5130	0,6285	0,6302	0,0683
$w=0.7$	0,5725	0,6206	0,6093	0,7384	0,6433	0,7503	0,7293	0,6455	0,6076	0,5351	0,6452	0,0727
$w=0.8$	0,7288	0,6370	0,7548	0,5504	0,5504	0,5872	0,5583	0,7401	0,5504	0,7525	0,6410	0,0927
$w=0.9$	0,5504	0,5504	0,5504	0,7412	0,7627	0,5504	0,5504	0,7684	0,6699	0,5504	0,6245	0,0991

$P_s=0.6$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7605	0,6087	0,6229	0,6274	0,6823	0,7271	0,8182	0,5538	0,7582	0,7605	0,6920	0,0856
$w=0.5$	0,6376	0,7050	0,5538	0,7605	0,6489	0,7367	0,5504	0,5804	0,7644	0,7973	0,6735	0,0920
$w=0.6$	0,6246	0,5487	0,7480	0,5646	0,5510	0,5849	0,7644	0,7877	0,5521	0,7656	0,6492	0,1037
$w=0.7$	0,7593	0,7843	0,6291	0,7441	0,6217	0,7763	0,7429	0,7537	0,7718	0,7350	0,7318	0,0582
$w=0.8$	0,6563	0,6070	0,6421	0,6863	0,6512	0,5498	0,6478	0,7656	0,7565	0,7208	0,6683	0,0664
$w=0.9$	0,6065	0,6223	0,7310	0,7186	0,6138	0,7945	0,7605	0,5866	0,7673	0,7095	0,6911	0,0766

$P_s=0.6$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7492	0,6382	0,7956	0,7644	0,7990	0,6087	0,5504	0,6676	0,7305	0,7644	0,7068	0,0854
$w=0.5$	0,7486	0,7729	0,7242	0,6738	0,6387	0,5498	0,7542	0,6506	0,7610	0,7860	0,7060	0,0756
$w=0.6$	0,7593	0,5119	0,7622	0,6489	0,5510	0,6755	0,6008	0,7792	0,6942	0,7644	0,6747	0,0955
$w=0.7$	0,7622	0,6031	0,6234	0,7288	0,7395	0,6393	0,7565	0,6314	0,6529	0,6506	0,6788	0,0608
$w=0.8$	0,7537	0,7741	0,7639	0,7690	0,6144	0,5289	0,5447	0,7809	0,7633	0,7616	0,7054	0,1011
$w=0.9$	0,7412	0,6399	0,5866	0,7537	0,7242	0,5260	0,5317	0,5249	0,7639	0,6625	0,6455	0,0981

$P_s=0.7$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7690	0,6387	0,6523	0,6614	0,5878	0,6625	0,5527	0,5538	0,5623	0,5561	0,6196	0,0703
$w=0.5$	0,6353	0,7644	0,5515	0,7605	0,6144	0,6727	0,6852	0,5968	0,6382	0,7599	0,6679	0,0746
$w=0.6$	0,5549	0,7214	0,7984	0,7622	0,5781	0,7826	0,5521	0,5696	0,7933	0,7610	0,6874	0,1087
$w=0.7$	0,5396	0,5470	0,6059	0,7667	0,6133	0,6433	0,7656	0,6353	0,5198	0,5827	0,6219	0,0862
$w=0.8$	0,7497	0,5719	0,5142	0,6234	0,6138	0,7316	0,5493	0,7123	0,6195	0,7707	0,6456	0,0898
$w=0.9$	0,6784	0,6104	0,5345	0,5413	0,5334	0,5487	0,5595	0,7593	0,7701	0,5345	0,6070	0,0948

$P_s=0.7$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7843	0,7627	0,6925	0,7888	0,7531	0,7576	0,7208	0,6546	0,7803	0,6404	0,7335	0,0541
$w=0.5$	0,5515	0,8069	0,7769	0,5980	0,6319	0,5521	0,7531	0,7877	0,5498	0,7463	0,6754	0,1083
$w=0.6$	0,6116	0,6036	0,7271	0,7633	0,6274	0,7888	0,5442	0,6059	0,7701	0,7095	0,6751	0,0863
$w=0.7$	0,7644	0,7480	0,6099	0,6761	0,6206	0,7656	0,6920	0,7650	0,6070	0,6478	0,6896	0,0670
$w=0.8$	0,6014	0,5130	0,6042	0,7276	0,6110	0,5589	0,5306	0,7259	0,7407	0,6025	0,6216	0,0827
$w=0.9$	0,7763	0,5504	0,6031	0,7582	0,7741	0,6908	0,5646	0,5702	0,6512	0,7656	0,6704	0,0941

$P_s=0.7$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6920	0,7593	0,5538	0,6376	0,6693	0,7854	0,5889	0,7418	0,7616	0,7809	0,6971	0,0826
$w=0.5$	0,6914	0,5589	0,7356	0,7316	0,7695	0,7667	0,7627	0,6087	0,7458	0,7741	0,7145	0,0740
$w=0.6$	0,5498	0,7282	0,6314	0,7644	0,5125	0,6280	0,7712	0,7639	0,7610	0,5798	0,6690	0,1002
$w=0.7$	0,5328	0,7401	0,7390	0,6297	0,7361	0,7356	0,7610	0,7633	0,7384	0,7678	0,7144	0,0748
$w=0.8$	0,6959	0,7831	0,6319	0,6727	0,6631	0,5742	0,6597	0,5493	0,7758	0,6897	0,6695	0,0748
$w=0.9$	0,6387	0,6093	0,6172	0,6438	0,6489	0,7293	0,7826	0,7673	0,6110	0,7259	0,6774	0,0669

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7429	0,7356	0,6376	0,5521	0,7797	0,5589	0,6353	0,7412	0,5544	0,6376	0,6575	0,0870
$w=0.5$	0,7542	0,7571	0,6076	0,6438	0,7667	0,7299	0,6648	0,7673	0,6467	0,6370	0,6975	0,0630
$w=0.6$	0,5521	0,7424	0,5538	0,5589	0,6721	0,6540	0,6387	0,7123	0,6835	0,7293	0,6497	0,0727
$w=0.7$	0,7322	0,6410	0,7786	0,7492	0,6263	0,7503	0,6857	0,5504	0,5272	0,7803	0,6821	0,0924
$w=0.8$	0,5781	0,6778	0,7378	0,6348	0,7565	0,5980	0,7899	0,7435	0,6093	0,6217	0,6747	0,0764
$w=0.9$	0,7373	0,7633	0,7089	0,7650	0,7356	0,5487	0,7707	0,6195	0,6297	0,6467	0,6925	0,0764

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7106	0,6183	0,7797	0,7475	0,5544	0,7322	0,5538	0,6886	0,5532	0,6393	0,6578	0,0860
$w=0.5$	0,7559	0,6127	0,7633	0,7633	0,5459	0,6903	0,6234	0,7718	0,6433	0,7701	0,6940	0,0826
$w=0.6$	0,6314	0,7605	0,7214	0,7180	0,7039	0,6965	0,7701	0,6653	0,6070	0,6393	0,6913	0,0546
$w=0.7$	0,5606	0,6099	0,7820	0,7820	0,7044	0,7469	0,5832	0,7101	0,6535	0,7203	0,6853	0,0798
$w=0.8$	0,7492	0,7463	0,5764	0,6302	0,7678	0,6076	0,6178	0,7401	0,6144	0,7174	0,6767	0,0733
$w=0.9$	0,6183	0,5997	0,6195	0,6263	0,6789	0,6121	0,6393	0,6710	0,6031	0,7531	0,6421	0,0472

$P_s=0.8$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,6319	0,6291	0,7599	0,7571	0,7361	0,7225	0,7763	0,7225	0,7520	0,5504	0,7038	0,0742
$w=0.5$	0,7656	0,7656	0,7627	0,7010	0,5917	0,7718	0,7452	0,7707	0,6421	0,5266	0,7043	0,0880
$w=0.6$	0,7078	0,7729	0,7203	0,6127	0,7633	0,7050	0,6342	0,7593	0,6546	0,7684	0,7099	0,0588
$w=0.7$	0,5549	0,7378	0,5600	0,7191	0,6189	0,7701	0,7605	0,6342	0,6687	0,7356	0,6760	0,0805
$w=0.8$	0,6133	0,6268	0,7027	0,5674	0,7208	0,6971	0,7667	0,7531	0,5113	0,6155	0,6575	0,0836
$w=0.9$	0,6110	0,7650	0,7690	0,6365	0,6416	0,6750	0,5136	0,6116	0,6195	0,6093	0,6452	0,0762

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.1$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,5600	0,5544	0,5521	0,5538	0,7860	0,6376	0,6387	0,7010	0,6393	0,5498	0,6173	0,0795
$w=0.5$	0,5521	0,7429	0,7639	0,6421	0,5510	0,7741	0,5498	0,7225	0,6268	0,5504	0,6476	0,0955
$w=0.6$	0,6257	0,7559	0,7446	0,7554	0,7407	0,6682	0,7843	0,6676	0,6353	0,7667	0,7144	0,0588
$w=0.7$	0,7174	0,6246	0,7220	0,7701	0,7163	0,5583	0,7741	0,7412	0,5866	0,7724	0,6983	0,0796
$w=0.8$	0,6149	0,6053	0,5663	0,6506	0,7605	0,7463	0,8007	0,7633	0,7610	0,6665	0,6935	0,0823
$w=0.9$	0,6552	0,5357	0,7741	0,6393	0,5940	0,7758	0,5470	0,7605	0,5176	0,7344	0,6533	0,1027

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.2$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7605	0,7707	0,5521	0,8041	0,5176	0,5555	0,6433	0,6563	0,7644	0,7661	0,6790	0,1079
$w=0.5$	0,5515	0,6404	0,7622	0,6161	0,7746	0,7899	0,6308	0,7656	0,7044	0,7735	0,7009	0,0848
$w=0.6$	0,7276	0,7571	0,6121	0,7593	0,7746	0,7571	0,6280	0,7537	0,5481	0,7814	0,7099	0,0822
$w=0.7$	0,7395	0,5997	0,7214	0,7729	0,7990	0,6206	0,7344	0,6314	0,6925	0,6659	0,6977	0,0671
$w=0.8$	0,6297	0,5068	0,5272	0,7633	0,7265	0,7441	0,6268	0,5142	0,7775	0,7078	0,6524	0,1065
$w=0.9$	0,7299	0,7639	0,5997	0,7407	0,6155	0,7191	0,7333	0,5815	0,7282	0,6161	0,6828	0,0701

$P_s=0.9$	percobaan ke-										rata-rata akurasi (100%)	standar deviasi akurasi
$P_m=0.3$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$w=0.4$	0,7327	0,6376	0,6217	0,5538	0,7707	0,6489	0,7718	0,5527	0,7271	0,6331	0,6650	0,0816
$w=0.5$	0,5549	0,6183	0,7435	0,7701	0,6829	0,6455	0,6444	0,5521	0,7588	0,5544	0,6525	0,0849
$w=0.6$	0,6653	0,7418	0,7763	0,6229	0,7316	0,7622	0,7718	0,6937	0,6625	0,6778	0,7106	0,0533
$w=0.7$	0,6359	0,7877	0,5283	0,7593	0,7678	0,6002	0,7882	0,6744	0,7656	0,5198	0,6827	0,1062
$w=0.8$	0,7441	0,6410	0,7576	0,5730	0,7180	0,6302	0,5934	0,7186	0,7050	0,7995	0,6881	0,0747
$w=0.9$	0,6257	0,7605	0,7735	0,7316	0,7542	0,7537	0,6716	0,7627	0,5912	0,7378	0,7163	0,0639

Lampiran 5. Hasil Akurasi Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA

Dataset Iris Flowers

Pm= 0.1	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,98	0,98	0,96	0,96	0,98	0,98	0,98	0,94	0,96	0,98	0,97	0,015
Ps = 0.7	0,96	0,98	0,96	0,98	0,96	0,96	0,96	0,96	0,98	0,98	0,968	0,010
Ps = 0.8	0,98	0,96	0,98	0,98	0,96	0,96	0,96	0,98	0,96	0,96	0,968	0,011
Ps = 0.9	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96	0,96	0,96	0,96	0,972	0,010

Pm= 0.2	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,000
Ps = 0.7	0,94	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,976	0,013
Ps = 0.8	0,98	0,98	0,98	0,96	0,98	0,98	0,98	0,98	1	0,98	0,98	0,010
Ps = 0.9	1	0,98	0,98	0,98	0,96	0,98	0,98	0,96	0,96	0,98	0,976	0,013

Pm= 0.3	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96	0,96	0,98	0,98	0,96	0,96	0,972	0,010
Ps = 0.7	0,96	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,978	0,007
Ps = 0.8	0,98	0,98	0,94	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,976	0,013
Ps = 0.9	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,98	0,96	0,98	0,978	0,007

Lampiran 6. Hasil Semua Uji Coba Perbandingan Metode *3K-Fold dataset Iris Flowers*

Uji Coba ke - 1				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,9200	0,9400	0,9800	0,9467
ANFIS-GA	0,9800	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSO	0,9800	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSOGA1	0,9800	0,9800	0,9800	0,9800
ANFIS-PSOGA2	1,0000	0,9800	0,9800	0,9867
ANFIS-PSOGA3	0,9800	1,0000	1,0000	0,9933

Uji Coba ke - 2				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,92	0,96	0,96	0,9467
ANFIS-GA	0,98	1	1	0,9933
ANFIS-PSO	0,98	1	1	0,9933
ANFIS-PSOGA1	1	0,98	1	0,9933
ANFIS-PSOGA2	1	0,98	1	0,9933
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1,0000

Uji Coba ke - 3				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	1	0,98	0,96	0,9800
ANFIS-GA	0,98	0,98	0,98	0,9800
ANFIS-PSO	0,98	0,98	0,98	0,9800
ANFIS-PSOGA1	0,98	0,98	0,96	0,9733
ANFIS-PSOGA2	1	0,98	0,96	0,9800
ANFIS-PSOGA3	1	0,98	0,96	0,9800

Uji Coba ke - 4				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,92	0,96	1	0,9600
ANFIS-GA	0,94	1	1	0,9800
ANFIS-PSO	0,94	0,98	0,98	0,9667
ANFIS-PSOGA1	0,96	1	1	0,9867
ANFIS-PSOGA2	0,94	1	1	0,9800
ANFIS-PSOGA3	0,96	1	1	0,9867

Uji Coba ke - 5				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,96	0,96	0,9	0,9400
ANFIS-GA	1	1	0,98	0,9933
ANFIS-PSO	0,96	1	0,98	0,9800
ANFIS-PSOGA1	1	1	0,98	0,9933
ANFIS-PSOGA2	1	1	0,98	0,9933
ANFIS-PSOGA3	0,98	1	0,98	0,9867

Lampiran 7. Hasil Semua Uji Coba Perbandingan Metode 10K-Fold dataset Iris Flowers

Metode	Uji Coba ke-1										Rata-rata Akurasi	Standar Deviasi Akurasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	1	0,933	0,867	1	0,933	0,933	0,933	0,933	0,933	1	0,9467	0,0422
ANFIS-GA	1	1	1	1	0,933	1	0,933	1	1	1	0,9852	0,0281
ANFIS-PSO	1	1	1	1	0,933	1	0,933	1	1	1	0,9852	0,0281
ANFIS-PSOGA1	1	1	1	1	1	1	0,933	1	1	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA2	1	1	1	1	1	1	0,933	1	1	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000

Metode	Uji Coba ke-2										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	1	0,933	0,933	0,867	0,933	0,933	1	1	0,933	0,933	0,9481	0,0422
ANFIS-GA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSO	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA2	1	1	1	1	1	1	1	1	0,933	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000

Metode	Uji Coba ke-3										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,867	1	0,867	1	0,933	1	0,867	1	0,933	1	0,9407	0,0613
ANFIS-GA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSO	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000

Metode	Uji Coba ke-4										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,933	1	1	1	0,8	1	0,867	1	0,933	0,933	0,9481	0,0689
ANFIS-GA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSO	0,933	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA1	0,933	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA2	0,933	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0,9926	0,0211
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000

Metode	Uji Coba ke-5										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	1	0,867	1	0,867	1	0,867	0,933	1	0,867	1	0,9333	0,0663
ANFIS-GA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSO	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000
ANFIS-PSOGA3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,0000	0,0000

Lampiran 8. Hasil Akurasi Seluruh Uji Coba Parameter ANFIS-GA *Dataset* Haberman

$P_m = 0.1$	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_S = 0.6$	0,8039	0,8235	0,8039	0,8137	0,7745	0,7941	0,8333	0,8235	0,8137	0,8137	0,8098	0,018
$P_S = 0.7$	0,8137	0,7941	0,8137	0,8137	0,8137	0,7941	0,8137	0,8137	0,8137	0,7941	0,8078	0,009
$P_S = 0.8$	0,7941	0,8235	0,8137	0,8137	0,8137	0,8039	0,8039	0,8137	0,8137	0,8235	0,8118	0,008
$P_S = 0.9$	0,7941	0,8039	0,8039	0,8235	0,8039	0,8039	0,8039	0,8039	0,8137	0,8235	0,8078	0,008

$P_m = 0.2$	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_S = 0.6$	0,7843	0,8137	0,8137	0,7941	0,8039	0,8137	0,8137	0,8333	0,8137	0,8039	0,8088	0,014
$P_S = 0.7$	0,8137	0,8039	0,8137	0,8137	0,8137	0,8039	0,8137	0,8137	0,8039	0,8137	0,8108	0,005
$P_S = 0.8$	0,8333	0,8137	0,8039	0,8137	0,8137	0,8137	0,8039	0,8039	0,7843	0,8137	0,8098	0,013
$P_S = 0.9$	0,8235	0,8235	0,8137	0,8235	0,8039	0,8039	0,8137	0,7941	0,8137	0,7941	0,8108	0,010

$P_m = 0.3$	Percobaan ke -										Rata-rata Akurasi (*100%)	Standar Deviasi Akurasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
$P_S = 0.6$	0,814	0,814	0,814	0,794	0,814	0,804	0,814	0,784	0,804	0,814	0,8069	0,011
$P_S = 0.7$	0,804	0,784	0,824	0,814	0,784	0,804	0,814	0,814	0,804	0,804	0,8049	0,013
$P_S = 0.8$	0,814	0,804	0,794	0,814	0,824	0,814	0,814	0,804	0,824	0,794	0,8098	0,010
$P_S = 0.9$	0,833	0,824	0,814	0,784	0,814	0,824	0,804	0,814	0,814	0,814	0,8137	0,014

Lampiran 9. Hasil Semua Uji Coba Perbandingan Metode *3K-Fold dataset* Haberman

Uji Coba ke-1				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7157	0,6961	0,8039	0,7386
ANFIS-GA	0,7157	0,7255	0,8824	0,7745
ANFIS-PSO	0,7157	0,7157	0,8235	0,7516
ANFIS-PSOGA	0,7353	0,7451	0,8137	0,7647

Uji Coba ke-2				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,745098	0,72549	0,784314	0,751634
ANFIS-GA	0,794118	0,745098	0,784314	0,77451
ANFIS-PSO	0,794118	0,77451	0,803922	0,79085
ANFIS-PSOGA	0,745098	0,754902	0,852941	0,784314

Uji Coba ke-3				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7353	0,7255	0,7549	0,7386
ANFIS-GA	0,7353	0,7059	0,8431	0,7614
ANFIS-PSO	0,7451	0,7745	0,8039	0,7745
ANFIS-PSOGA1	0,7843	0,7647	0,8333	0,7941

Uji Coba ke-4				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7451	0,6471	0,7647	0,7190
ANFIS-GA	0,7843	0,7941	0,7745	0,7843
ANFIS-PSO	0,7941	0,7549	0,7843	0,7778
ANFIS-PSOGA1	0,7843	0,7647	0,7941	0,7810

Uji Coba ke -5				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7157	0,6961	0,8039	0,7386
ANFIS-GA	0,6961	0,8431	0,7745	0,7712
ANFIS-PSO	0,6961	0,8333	0,7647	0,7647
ANFIS-PSOGA1	0,6961	0,8922	0,7941	0,7941

Lampiran 10. Hasil Semua Uji Coba Perbandingan Metode
dataset Haberman dengan 10K-Fold

Metode	percobaan ke-1										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,7667	0,7000	0,7333	0,6667	0,7000	0,8667	0,7667	0,8333	0,7333	0,7333	0,7519	0,0614
ANFIS-GA	0,8000	0,7000	0,9333	0,7000	0,8000	0,9333	0,9333	0,8667	0,8667	0,9000	0,8370	0,0903
ANFIS-PSO	0,8000	0,6667	0,9000	0,8333	0,7333	0,9000	0,7667	0,8333	0,8667	0,9333	0,8111	0,0832
ANFIS-PSOGA	0,9333	0,8000	0,9000	0,7667	0,6667	0,9333	0,8000	0,8667	0,8333	0,9333	0,8333	0,0876

Metode	percobaan ke-2										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8000	0,6000	0,8000	0,7333	0,7333	0,8667	0,6667	0,8333	0,5667	0,8333	0,7333	0,1031
ANFIS-GA	0,9333	0,7000	0,9000	0,8333	0,7667	0,8667	0,8000	0,9000	0,8333	0,8667	0,8370	0,0699
ANFIS-PSO	0,9333	0,7333	0,8667	0,9000	0,7667	0,9333	0,8000	0,9333	0,7333	0,8667	0,8444	0,0820
ANFIS-PSOGA	0,9000	0,7667	0,8333	0,8333	0,8333	0,8667	0,8000	0,9000	0,8333	0,8667	0,8407	0,0417

Metode	percobaan ke-3										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8000	0,7000	0,8000	0,7333	0,7000	0,8000	0,8333	0,5667	0,6333	0,7667	0,7296	0,0846
ANFIS-GA	0,9667	0,8667	0,9667	0,9667	0,7667	0,8000	0,8667	0,7000	0,7333	0,8667	0,8481	0,0984
ANFIS-PSO	0,9667	0,8667	0,9667	0,9667	0,7667	0,8000	0,8667	0,7000	0,7333	0,8667	0,8481	0,0984
ANFIS-PSOGA	0,9667	0,8667	0,9667	0,9333	0,7667	0,8333	0,8667	0,8667	0,7000	0,8667	0,8630	0,0838

Metode	percobaan ke-4										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,6667	0,7333	0,6333	0,8000	0,8333	0,7000	0,6667	0,9000	1,0000	0,6333	0,7704	0,1238
ANFIS-GA	0,8000	0,7667	0,8333	0,8333	0,8000	0,9000	0,7333	0,9667	1,0000	0,8667	0,8481	0,0850
ANFIS-PSO	0,7333	0,7333	0,7000	0,9000	0,8000	0,9000	0,8333	0,8667	1,0000	0,9333	0,8296	0,0979
ANFIS-PSOGA	0,8000	0,7333	0,8333	0,8667	0,8000	0,9000	0,7333	0,9333	1,0000	0,8667	0,8444	0,0849

Metode	percobaan ke-5										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,7667	0,7333	0,5000	0,8333	0,7333	0,7333	0,8000	0,7000	0,7333	0,8000	0,7259	0,0916
ANFIS-GA	0,9333	0,8333	0,7667	0,9000	0,8667	0,8333	0,8333	0,8000	0,7667	0,9333	0,8370	0,0613
ANFIS-PSO	0,9000	0,8667	0,8333	0,9000	0,9000	0,8667	0,8333	0,8000	0,8000	0,7667	0,8556	0,0477
ANFIS-PSOGA	0,9000	0,8333	0,7667	0,9000	0,9000	0,8667	0,8333	0,8000	0,8000	0,7667	0,8444	0,0532

Lampiran 11. Hasil Akurasi Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA

Dataset Vertebral

Pm= 0.1	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,6990	0,6796	0,6796	0,6990	0,6796	0,6699	0,6796	0,6893	0,6796	0,6990	0,6854	0,010
Ps = 0.7	0,6796	0,6796	0,6796	0,6990	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6816	0,006
Ps = 0.8	0,6699	0,6699	0,6796	0,6796	0,7184	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6816	0,014
Ps = 0.9	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6699	0,6699	0,6777	0,003

Pm= 0.2	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,6893	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,6816	0,004
Ps = 0.7	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,7087	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,6835	0,010
Ps = 0.8	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,7282	0,6796	0,6864	0,016
Ps = 0.9	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,6796	0,6699	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,005

Pm= 0.3	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Ps = 0.6	0,6796	0,6796	0,6796	0,6699	0,7184	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6825	0,014
Ps = 0.7	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6796	0,7282	0,7184	0,6796	0,6699	0,6796	0,6883	0,020
Ps = 0.8	0,6796	0,6796	0,6796	0,7282	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6893	0,6796	0,6854	0,016
Ps = 0.9	0,6893	0,6796	0,6796	0,6796	0,6796	0,6893	0,6893	0,6893	0,6796	0,6990	0,6854	0,005

Lampiran 12. Hasil Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode

Pada *Dataset Vertebral* Dengan *3K-Fold*

Uji Coba ke-1				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8447	0,8835	0,8155	0,8479
ANFIS-GA	0,6893	0,6796	0,3495	0,5728
ANFIS-PSO	0,8447	0,8544	0,8738	0,8576
ANFIS-PSOGA	0,8447	0,8544	0,8738	0,8576

Uji Coba ke-2				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8447	0,8544	0,8738	0,8576
ANFIS-GA	0,7087	0,3592	0,6990	0,5890
ANFIS-PSO	0,7282	0,6408	0,6408	0,6699
ANFIS-PSOGA	0,8544	0,8932	0,8835	0,8770

Uji Coba ke-3				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8252	0,8641	0,8544	0,8479
ANFIS-GA	0,6311	0,2816	0,6893	0,5340
ANFIS-PSO	0,6311	0,2816	0,6796	0,5307
ANFIS-PSOGA	0,8447	0,8738	0,8641	0,8608

Uji Coba ke-4				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,7767	0,9320	0,8350	0,8479
ANFIS-GA	0,7379	0,6699	0,3398	0,5825
ANFIS-PSO	0,6990	0,6699	0,3398	0,5696
ANFIS-PSOGA	0,8835	0,9126	0,3398	0,7120

Uji Coba ke-5				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8058	0,8835	0,8641	0,8511
ANFIS-GA	0,3592	0,6602	0,7864	0,6019
ANFIS-PSO	0,3592	0,6602	0,7282	0,5825
ANFIS-PSOGA	0,3592	0,8835	0,8932	0,7120

Lampiran 13. Hasil Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode
Pada *Dataset* Vertebral Dengan 10K-Fold

Metode	percobaan ke-1										Rata-rata	Stand ar Devias i
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8710	0,8065	0,8710	0,7419	0,8710	0,7419	0,8710	0,9032	0,9355	0,7742	0,8459	0,0680
ANFIS-GA	0,5806	0,7097	0,3226	0,6774	0,6452	0,7097	0,6452	0,7419	0,6452	0,7419	0,6308	0,1230
ANFIS-PSO	0,5806	0,7097	0,7097	0,6774	0,6774	0,7097	0,6129	0,7419	0,6129	0,7419	0,6703	0,0569
ANFIS-PSOGA	0,9355	0,9355	0,3226	0,7742	0,9355	0,8710	0,8710	0,9355	0,9677	1,0000	0,8387	0,1972

Metode	percobaan ke-2										Rata-rata	Stand ar Devias i
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8710	0,8065	0,9032	0,7419	0,7419	0,8065	0,8387	0,9032	0,9355	0,9032	0,8387	0,0694
ANFIS-GA	0,7742	0,5806	0,6452	0,6774	0,5484	0,5806	0,6774	0,7097	0,7419	0,2581	0,6595	0,1465
ANFIS-PSO	0,7742	0,5806	0,6452	0,7097	0,5484	0,5806	0,6774	0,7419	0,7419	0,2581	0,6667	0,1507
ANFIS-PSOGA	0,9355	0,9677	0,9355	1,0000	0,9355	0,8065	0,9677	0,9032	0,9032	0,2581	0,9283	0,2183

Metode	percobaan ke-3										Rata-rata	Stand ar Devias i
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8710	0,7742	0,8387	0,8065	0,9355	0,9032	0,7419	0,9032	0,8710	0,7097	0,8495	0,0752
ANFIS-GA	0,7742	0,6774	0,7097	0,5484	0,7097	0,7097	0,6774	0,3226	0,5806	0,7419	0,6344	0,1326
ANFIS-PSO	0,7419	0,6774	0,7097	0,5484	0,7097	0,7097	0,6774	0,3226	0,5806	0,7097	0,6308	0,1270
ANFIS-PSOGA	0,9677	0,9032	0,9677	1,0000	0,9355	0,9677	0,8710	0,9677	0,9355	0,8065	0,9462	0,0578

Metode	percobaan ke-4										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,935	0,741	0,838	0,935	0,612	0,935	0,806	0,838	0,903	0,806	0,8387	0,102
	5	9	7	5	9	5	5	7	2	5		5
ANFIS-GA	0,677	0,612	0,548	0,741	0,871	0,774	0,645	0,709	0,387	0,709	0,6631	0,132
	4	9	4	9	0	2	2	7	1	7		6
ANFIS-PSO	0,677	0,580	0,548	0,741	0,838	0,677	0,645	0,709	0,354	0,677	0,6416	0,129
	4	6	4	9	7	4	2	7	8	4		9
ANFIS-PSOGA	0,967	0,935	0,903	0,967	0,903	0,935	1,000	0,967	0,935	1,000	0,9462	0,034
	7	5	2	7	2	5	0	7	5	0		8

Metode	percobaan ke-5										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,903	0,774	0,967	0,838	0,838	0,741	0,871	0,903	0,709	0,935	0,8387	0,084
	2	2	7	7	7	9	0	2	7	5		7
ANFIS-GA	0,645	0,419	0,806	0,580	0,677	0,806	0,612	0,806	0,709	0,677	0,6738	0,121
	2	4	5	6	4	5	9	5	7	4		1
ANFIS-PSO	0,645	0,419	0,806	0,580	0,580	0,806	0,580	0,774	0,709	0,677	0,6559	0,122
	2	4	5	6	6	5	6	2	7	4		8
ANFIS-PSOGA	0,967	0,838	0,967	0,935	0,967	0,967	0,903	0,903	0,935	0,967	0,9319	0,043
	7	7	7	5	7	7	2	2	5	7		0

Lampiran 14. Hasil Akurasi (*100%) Seluruh Kombinasi Parameter ANFIS-GA

Dataset Banana

Pm= 0.1	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
P _s = 0.6	0,7582	0,7469	0,6393	0,7350	0,8063	0,6082	0,6325	0,7599	0,7106	0,7441	0,7141	0,068
P _s = 0.7	0,5804	0,7667	0,7701	0,7593	0,6348	0,7860	0,7305	0,7831	0,7361	0,7316	0,7279	0,072
P _s = 0.8	0,7803	0,7877	0,7565	0,6552	0,7571	0,7242	0,7503	0,5872	0,6840	0,7667	0,7249	0,066
P _s = 0.9	0,5515	0,7712	0,6670	0,6172	0,6619	0,7712	0,7407	0,7446	0,6382	0,5997	0,6763	0,077

Pm= 0.2	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
P _s = 0.6	0,6308	0,6670	0,7724	0,5521	0,7050	0,6240	0,6659	0,7163	0,7780	0,5974	0,6709	0,073
P _s = 0.7	0,6569	0,7701	0,7537	0,7191	0,6999	0,6325	0,7707	0,5198	0,6387	0,7537	0,6915	0,082
P _s = 0.8	0,7367	0,6274	0,6280	0,7792	0,7950	0,7061	0,7673	0,6087	0,6297	0,6744	0,6952	0,075
P _s = 0.9	0,7418	0,5589	0,7775	0,6336	0,7831	0,6382	0,7995	0,8290	0,7616	0,6399	0,7163	0,092

Pm= 0.3	Percobaan ke -										Rata-rata	Standar Deviasi
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
P _s = 0.6	0,7316	0,6693	0,7752	0,7627	0,7746	0,6336	0,7339	0,7373	0,7707	0,7656	0,7354	0,050
P _s = 0.7	0,6625	0,6042	0,7882	0,5340	0,7424	0,7667	0,7695	0,7548	0,7276	0,7531	0,7103	0,087
P _s = 0.8	0,6523	0,6965	0,7435	0,7633	0,7814	0,7469	0,7299	0,6501	0,7729	0,7576	0,7294	0,049
P _s = 0.9	0,7894	0,5832	0,7123	0,7622	0,7616	0,6931	0,7265	0,7237	0,6535	0,7627	0,7168	0,063

Lampiran 15. Hasil Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode Pada *Dataset* Banana Dengan *3K-Fold*

Uji Coba ke-1				
Metode	Percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8890	0,8901	0,8901	0,8898
ANFIS-GA	0,7752	0,7684	0,7571	0,7669
ANFIS-PSO	0,6614	0,4989	0,7667	0,6423
ANFIS-PSOGA	0,6863	0,7916	0,6670	0,7150

Uji Coba ke-2				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8947	0,8867	0,8901	0,8905
ANFIS-GA	0,4847	0,5742	0,6427	0,5672
ANFIS-PSO	0,4847	0,5742	0,6427	0,5672
ANFIS-PSOGA	0,7661	0,6450	0,7339	0,7150

Uji Coba ke-3				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8783	0,8981	0,8992	0,8918
ANFIS-GA	0,7627	0,7514	0,7486	0,7542
ANFIS-PSO	0,5946	0,7735	0,4802	0,6161
ANFIS-PSOGA	0,6263	0,7599	0,6580	0,6814

Uji Coba ke-4				
Metode	percobaan			Rata-rata
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8947	0,8947	0,8884	0,8926
ANFIS-GA	0,7237	0,7695	0,7531	0,7488
ANFIS-PSO	0,7843	0,5747	0,5753	0,6448
ANFIS-PSOGA	0,5906	0,7514	0,5764	0,6395

Uji Coba ke-5				
Metode	percobaan			Rata-rata Akurasi (*100%)
	k1	k2	k3	
ANFIS	0,8879	0,8947	0,8935	0,8920
ANFIS-GA	0,3592	0,6602	0,7864	0,6019
ANFIS-PSO	0,3592	0,6602	0,7282	0,5825
ANFIS-PSOGA	0,6687	0,7582	0,7627	0,7299

**Lampiran 16. Hasil Akurasi (*100%) Semua Uji Coba Perbandingan Metode
Pada Dataset Banana Dengan 10K-Fold**

Metode	percobaan ke-1										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8925	0,9057	0,8736	0,8981	0,8943	0,8566	0,9038	0,8962	0,8906	0,8962	0,8901	0,0148
ANFIS-GA	0,7887	0,7491	0,7623	0,6264	0,5226	0,7208	0,7434	0,7358	0,6226	0,7925	0,6969	0,0874
ANFIS-PSO	0,6094	0,5415	0,5849	0,5660	0,4585	0,5000	0,5792	0,5472	0,4811	0,7962	0,5409	0,0940
ANFIS-PSOGA	0,6453	0,7547	0,7925	0,7660	0,4585	0,6377	0,5660	0,7415	0,6189	0,7849	0,6646	0,1101

Metode	percobaan ke-2										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8679	0,9113	0,8868	0,9113	0,9019	0,8981	0,8981	0,8925	0,8774	0,8604	0,8939	0,0174
ANFIS-GA	0,6170	0,7604	0,7679	0,7943	0,6434	0,7774	0,6792	0,6698	0,7038	0,7755	0,7126	0,0639
ANFIS-PSO	0,6151	0,7830	0,4623	0,5717	0,8208	0,5811	0,7774	0,6396	0,5906	0,6491	0,6491	0,1126
ANFIS-PSOGA	0,6075	0,7321	0,4623	0,7906	0,7302	0,7623	0,7019	0,5472	0,7226	0,5642	0,6730	0,1091

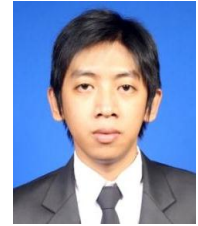
Metode	percobaan ke-3										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8925	0,9019	0,8811	0,9038	0,9113	0,8830	0,8811	0,8868	0,8792	0,8906	0,8912	0,0111
ANFIS-GA	0,6509	0,7849	0,8000	0,7925	0,7226	0,7377	0,6340	0,7189	0,7113	0,6151	0,7281	0,0661
ANFIS-PSO	0,5547	0,5208	0,5623	0,6642	0,5547	0,7189	0,7849	0,4755	0,4830	0,6642	0,5910	0,1041
ANFIS-PSOGA	0,7698	0,5264	0,6453	0,8358	0,5434	0,6302	0,6509	0,7849	0,7321	0,7585	0,6799	0,1046

Metode	percobaan ke-4										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,9038	0,8868	0,8906	0,8906	0,8925	0,8868	0,8868	0,8962	0,8962	0,8868	0,8922	0,0056
ANFIS-GA	0,7642	0,6019	0,7755	0,6566	0,6547	0,7623	0,7491	0,6472	0,7717	0,7075	0,7092	0,0640
ANFIS-PSO	0,5151	0,4566	0,5340	0,4849	0,6868	0,5736	0,6925	0,6226	0,7566	0,6868	0,5914	0,1026
ANFIS-PSOGA	0,5151	0,4566	0,5340	0,4849	0,6868	0,5736	0,6925	0,6226	0,7566	0,6868	0,5914	0,1026

Metode	percobaan - 5										Rata-rata	Standar Deviasi
	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10		
ANFIS	0,8906	0,8811	0,9019	0,9038	0,8868	0,8981	0,9019	0,9113	0,8566	0,8830	0,8925	0,0157
ANFIS-GA	0,7868	0,6415	0,7604	0,7264	0,7245	0,8075	0,7736	0,7868	0,7396	0,7528	0,7497	0,0469
ANFIS-PSO	0,5943	0,5547	0,7830	0,5792	0,5038	0,6113	0,7509	0,5925	0,7604	0,7774	0,6367	0,1052
ANFIS-PSOGA	0,5943	0,5547	0,7830	0,5792	0,5038	0,6113	0,7509	0,5925	0,7604	0,7774	0,6367	0,1052

PROFIL PENULIS

MUCHAMAD KURNIAWAN



Sidosermo 4 / 36-d Surabaya, Indonesia
0888 04 888 973 ,muchamad.kurniawan86@gmail.com

BIOGRAFI

Tempat, Tanggal lahir	Surabaya, 23 april 1986
Status Pernikahan	Belum menikah
Tinggi, Berat Badan	167 cm, 58 kg
Agama	Islam

PENDIDIKAN FORMAL

1992 – 1998	SDN Jagir I, Surabaya
1998 – 2001	SLTPN 12, Surabaya
2001 – 2004	SMUN 17, Surabaya
2004 – 2012	Program Sarjana (S1) Institut Adhi Tama Surabaya (ITATS) Jurusan Teknik Informatika (IPK 3.13)
2013 – sekarang	Program Pasca Sarjana ITS (S2) Jurusan Teknik Informatika

PENDIDIKAN NON FORMAL

2000	Kursus Bahasa Inggris di MGPE Surabaya
2002 – 2003	Kursus Bahasa Inggris di AMMECC Surabaya (Begginer 1 & 2, Intermediate 1 & 2)
2003	Kursus Komputer di PIKMI Surabaya
2012	English Proficiency Test di Language Laboratory ITATS
2012	Seminar On Competition In The Job Market di ILC Surabaya

ORGANISASI

2002 – 2003	Anggota OSIS SMUN 17 Surabaya
2003	Anggota Karya Ilmiah Remaja SMUN 17 Surabaya
2003	Anggota Eksul Sepak Bola di SMUN 17 Surabaya
2008	Anggota UKMBI ITATS
2008	Anggota UK Futsal ITATS

Even Organizer

Kerjasama Telkomsel –
Simpati (2007)

**PENGALAMAN
KERJA**

CV. Pro Media
Surabaya

Pengadaan Kartu Miskin
Surabaya tahun 2005

CV. Pilar Mas

Marketing

DOSEN TETAP

DexaCell (Roscell)